



UNIVERSIDAD  
DE MÁLAGA



E.T.S.  
INGENIERÍA  
INFORMÁTICA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

GRADO EN INGENIERÍA DE LA SALUD

MENTIÓN EN INGENIERÍA BIOMÉDICA

**DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE GLÓBULOS ROJOS  
MEDIANTE LA TRANSFORMADA DE HOUGH**

**AUTOMATED DETECTION OF RED BLOOD CELLS BY THE  
HOUGH TRANSFORM**

Realizado por

**María Jesús Rodríguez Espinosa**

Tutorizado por

**Ezequiel López Rubio**

Cotutorizado por

**Miguel Ángel Molina Cabello**

Departamento

**Lenguaje y Ciencias de la Computación**

UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

MÁLAGA, junio 2017

Fecha defensa:

El Secretario del Tribunal



## RESUMEN

El presente Trabajo de Fin de Grado consiste en la creación de un programa en MATLAB que consiga la detección y recuento de glóbulos rojos en imágenes de microscopía óptica de sangre. Este estudio tiene como fin obtener, con posterioridad, un análisis de la muestra sanguínea.

El trabajo comienza con un estudio sobre el procesamiento digital de imágenes y la hematología. Por un lado, se destaca la importancia del procesamiento digital de imágenes en medicina para conseguir la extracción de características en imágenes médicas. Por otro lado, dentro de la hematología, se destaca la importancia del porcentaje de glóbulos rojos en sangre, conocido como hematocrito, como un indicativo de la existencia de enfermedades.

Posteriormente, se estudian diversas técnicas. En primer lugar, la técnica de la transformada de Hough, usada en segmentación de imágenes, y, con la que se consigue la detección de círculos, en este caso, de glóbulos rojos. En segundo lugar, la creación de una red neuronal, un método de inteligencia artificial que consigue la clasificación en clases, en este caso, clasifica un círculo como glóbulo rojo o no, por el color de este.

Finalmente, se desarrolla el programa mencionado, consiguiendo la detección de glóbulos rojos de manera automática mediante el uso de la transformada de Hough, la eliminación de círculos erróneos por la existencia de una red neuronal y un análisis del hematocrito de la muestra en función de los parámetros de edad, sexo y embarazo, para predecir el riesgo de la existencia de enfermedad.

## PALABRAS CLAVE

Procesamiento digital de imágenes, hematología, glóbulos rojos, hematocrito, transformada de Hough, red neuronal, segmentación de imágenes, inteligencia artificial, MATLAB.

## ABSTRACT

The following thesis consists in the creation of a MATLAB program which gets the detection and count of red blood cells in blood optical microscopy images. This study has as a goal to obtain, subsequently, a blood sample test result.

The work starts with a study about digital image processing and haematology. On the one hand, the importance of digital image processing is emphasized for obtaining the features extraction in medical images. On the other hand, at haematology, the importance of blood red cells percentage, called haematocrit, is emphasized as an indicative about the existence of diseases.

Afterwards, several technologies are studied. In the first place, the Hough transform technique which is used in image segmentation and it obtains the detection of circles, in this case, of red blood cells. In the second place, the creation of a neural network, an artificial intelligence method which gets the classes classification, in this case, it classifies a circle as red blood cell or not, due to circle colour.

Finally, the mentioned program is developed and the automated detection of red blood cells by the Hough transform, the elimination of wrong circles by the neural network and the haematocrit test result of the sample based on age, sex and pregnancy, is obtained. Thus, the disease risk is predicted.

## KEYWORDS

Digital image processing, haematology, red blood cells, haematocrit, Hough transform, neural network, image segmentation, artificial intelligence, MATLAB.

## ÍNDICE

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES .....	2
1. INTRODUCCIÓN.....	3
1.1. MOTIVACIÓN.....	4
1.2. OBJETIVOS .....	5
1.3. ESTRUCTURA DE LA MEMORIA .....	5
1.4. TECNOLOGÍAS A UTILIZAR.....	6
2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA .....	7
2.1. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.....	7
2.1.1. IMAGEN DIGITAL .....	7
2.1.2. PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES .....	8
2.2. HEMATOLOGÍA .....	10
2.2.1. SANGRE .....	10
2.2.2. GLÓBULOS ROJOS.....	11
2.2.3. HEMATOCRITO .....	13
3. MÉTODOS .....	17
3.1. SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES .....	17
3.1.1. TRANSFORMADA DE HOUGH.....	17
3.2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....	19
3.2.1. REDES NEURONALES.....	19
3.3. PRINCIPIOS METODOLÓGICOS .....	22
4. DESARROLLO Y ANÁLISIS DEL PROGRAMA.....	23
4.1. DETECCIÓN DE GLÓBULOS ROJOS .....	23
4.1.1. DETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL PARÁMETRO 'RADIUS_RANGE' ....	25
4.1.2. DETECCIÓN DE GLÓBULOS ROJOS .....	27
4.1.3. EXTRACCIÓN DEL COLOR MAYORITARIO DE CADA CÍRCULO .....	28
4.1.4. CREACIÓN DE LA RED NEURONAL .....	31
4.1.5. SUPRESIÓN DE CÍRCULOS ERRÓNEOS .....	34
4.2. ANÁLISIS DE GLÓBULOS ROJOS .....	38
4.3. COMPROBACIÓN DE RESULTADOS .....	42
5. CONCLUSIONES .....	47
6. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN.....	49
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	51

## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Composición de la sangre.....	11
Ilustración 2. Muestra sanguínea adecuada para un buen examen. ....	12
Ilustración 3. Factores que influyen en el valor del hematocrito. ....	15
Ilustración 4. Transformada de Hough para círculos. ....	19
Ilustración 5. Red neuronal. ....	20
Ilustración 6. Fases del programa realizado. ....	23
Ilustración 7. Fases de la primera parte del programa. ....	25
Ilustración 8. Muestra sanguínea 1 .....	26
Ilustración 9. Procedimiento para la detección del radio. ....	27
Ilustración 10. Proceso para la detección de glóbulos rojos. ....	28
Ilustración 11. Detección de glóbulos rojos. ....	28
Ilustración 12. Extracción del color mayoritario de cada círculo. ....	30
Ilustración 13. Círculos detectados pintados con su color mediano. ....	31
Ilustración 14. Muestra sanguínea 2. ....	32
Ilustración 15. Muestra sanguínea 3 .....	32
Ilustración 16. Muestra sanguínea 4. ....	32
Ilustración 17. Muestra sanguínea 5 .....	32
Ilustración 18. Red Neuronal.....	33
Ilustración 19. Red Neuronal. Resultado de MATLAB.....	34
Ilustración 20. Supresión de círculos erróneos.....	36
Ilustración 21. Detección de glóbulos rojos corregida. ....	37
Ilustración 22. Comparativa de la corrección en la detección de glóbulos rojos. ....	37
Ilustración 23. Porcentaje de glóbulos rojos. ....	39
Ilustración 24. Análisis de la muestra sanguínea. ....	41
Ilustración 25. Análisis 1 de la muestra sanguínea 1.....	42
Ilustración 26. Análisis 2 de la muestra sanguínea 1.....	42
Ilustración 27. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 6. ....	43
Ilustración 28. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 6. ....	43
Ilustración 29. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 7. ....	43
Ilustración 30. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 7. ....	44
Ilustración 31. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 8. ....	44
Ilustración 32. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 8. ....	44
Ilustración 33. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 9. ....	45
Ilustración 34. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 9. ....	45
Ilustración 35. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 10. ....	46
Ilustración 36. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 10. ....	46



## 1. INTRODUCCIÓN

El campo del procesamiento de imágenes se encuentra en un periodo interesante originado por el avance tecnológico en la computación digital. La creación de ordenadores potentes y asequibles ha hecho posible un gran avance en el mundo de la información instantánea, haciendo del procesamiento de imágenes un campo con gran importancia en áreas tan valiosas como la ciencia y la ingeniería (Bovik, 2009).

Una característica fundamental del diseño de los sistemas de procesamiento de imágenes es el requerimiento de pruebas y experimentación que normalmente se requiere antes de llegar a una solución aceptable. Esta característica implica que la capacidad para formular enfoques y prototipos de posibles soluciones de una manera rápida es significativa en la reducción del coste y el tiempo requeridos para llegar a una implementación de sistema viable (Gonzalez, Woods y Eddins, 2009).

Por otro lado, el procesamiento digital de imágenes tiene mucha importancia en diversos campos de la medicina, desde las imágenes que se obtienen en pruebas médicas tales como radiografías, ecografías, resonancias magnéticas, radioscopia y tomografía computarizada, hasta imágenes obtenidas en el laboratorio por microscopía (Gopi, 2013).

En las imágenes que se obtienen en pruebas médicas, es necesario procesar la imagen para resaltar correctamente la parte requerida y conseguir una mejor visibilidad. Además, la extracción de características de las imágenes médicas mediante el procesamiento de imágenes es esencial para la detección de anomalías (Gopi, 2013).

Con respecto a las imágenes obtenidas en el laboratorio y visualizadas en el microscopio, actualmente, la mayoría de estas imágenes son posteriormente digitalizadas y procesadas por un ordenador para facilitar y agilizar el proceso de análisis de la imagen. Es en este campo en el que se centra este trabajo, en concreto, en el análisis de imágenes de microscopía óptica de sangre mediante su procesamiento digital.

El estudio de muestras de sangre de microscopía óptica mediante un extendido de sangre periférica bien hecho, bien teñido y examinado con cuidado, puede proporcionar información muy valiosa respecto a la salud de un paciente (Lewis, Bain y Bates, 2008).

En una muestra de sangre, el porcentaje ocupado por los glóbulos rojos es conocido con el nombre de hematocrito. El valor del hematocrito es de gran importancia para la detección precoz de diversas enfermedades ya que un



aumento o disminución considerable de este valor puede ser un signo de enfermedad. Estas enfermedades, en muchas ocasiones no son de gravedad, pero si no se detectan a tiempo pueden ocasionar otros problemas más severos, por lo que una detección precoz es vital (Tortora y Derrickson, 2010).

El recuento de la cantidad de glóbulos rojos para hallar el valor del hematocrito, se realiza en el laboratorio fundamentalmente con técnicas de conteo celular manual. Estos procedimientos son lentos y tediosos. También existen, aunque son menos utilizadas, máquinas de conteo celular automáticas, las cuales proporcionan una información menos precisa y no aportan información morfológica (Lewis et al., 2008).

Por esta razón, resulta interesante conseguir un recuento computarizado de glóbulos rojos para facilitar el trabajo de los profesionales en este sentido.

Para conseguir tal objetivo, se usa el software de MATLAB, que es el más utilizado para el procesamiento digital de imágenes.

## 1.1. MOTIVACIÓN

La principal motivación de este trabajo es conseguir una aproximación correcta del porcentaje de glóbulos rojos de una muestra de sangre para su posterior análisis. Como se ha comentado anteriormente, un porcentaje inadecuado de glóbulos rojos es un indicativo de posible riesgo de alguna enfermedad.

Se trata, así, de saber de una manera rápida y sencilla si la muestra presenta un valor inadecuado de glóbulos rojos y, por tanto, tiene riesgo de anemia o policitemia. De este modo, en caso de la existencia de riesgo de algunas de estas enfermedades, se puede proceder a un estudio más exhaustivo de la muestra ya que, en muchas ocasiones, estas enfermedades son indicativas de la existencia de otras enfermedades de mayor gravedad. En caso de que no haya riesgo, se sabe de una manera rápida, sencilla e intuitiva que esa muestra es correcta y no necesita estudios más detallados.

Este estudio puede proporcionar a los profesionales (médicos, técnicos de laboratorio o científicos, entre otros) una idea de si la muestra necesita un estudio más profundo o, por el contrario, pueden pasar a la siguiente muestra porque no presenta signos de riesgo, de una manera eficiente.





## 1.2. OBJETIVOS

El principal objetivo de este trabajo es la detección automática de glóbulos rojos en imágenes de microscopía óptica de sangre para su posterior análisis. Se trata de crear un programa para mejorar la función 'imfindcircles'. Esta es una función de MATLAB que encuentra círculos en imágenes mediante la transformada de Hough, en este caso, glóbulos rojos.

En primer lugar, se trata de detectar automáticamente el radio medio de los glóbulos rojos para la detección de estos por la función mencionada.

En segundo lugar, se trata de hacer un post-procesado de la imagen para eliminar las detecciones erróneas que aparecen con la utilización de tal función y conseguir una correcta detección de glóbulos rojos. Estos errores son fundamentalmente debidos a la aparición de glóbulos blancos en este tipo de imágenes.

Finalmente, una vez que se detectan los glóbulos rojos, el objetivo es hacer un análisis de la muestra de sangre para valorar si la cantidad presente de glóbulos rojos es apropiada o existe riesgo de alguna enfermedad por exceso o déficit de glóbulos rojos. También, se podría proceder a una observación de la detección de glóbulos rojos obtenida ya que, en el caso de que no se detecten algunos glóbulos rojos de la muestra, puede deberse a la diferencia de tamaño o tonalidad. Esta diferencia de tamaño o tonalidad respecto a los considerados como estándar puede ser también indicio de algún problema.

## 1.3. ESTRUCTURA DE LA MEMORIA

El trabajo que aquí se presenta sigue la siguiente estructura:

- Tras esta introducción, se comienza con un capítulo de fundamentos teóricos en el que se dan los conceptos necesarios para comprender el trabajo. Estos conceptos son fundamentalmente sobre el procesamiento digital de imágenes y la hematología.
- Posteriormente, se abordan los métodos usados principalmente para la elaboración del trabajo. Estos métodos son la segmentación de imágenes, concretamente, la transformada de Hough, la inteligencia artificial, en particular, las redes neuronales y, algunos principios metodológicos como el método científico.
- Seguidamente, se presenta la parte fundamental del trabajo, el desarrollo y análisis del programa. En este capítulo se explica todo el



proceso seguido para cumplir con los objetivos, así como los resultados obtenidos.

- Finalmente, se presentan las conclusiones obtenidas, así como, futuras líneas de investigación a las que podría dar lugar este trabajo.

#### 1.4. TECNOLOGÍAS A UTILIZAR

Para conseguir el objetivo del trabajo se usa el software de MATLAB, como ya se ha mencionado.

MATLAB es un lenguaje de alto rendimiento para la informática técnica. Integra el cálculo, la visualización y la programación, en un entorno fácil de usar donde los problemas y las soluciones se expresan en una notación matemática familiar (Gonzalez et al., 2009).

Este software proporciona un conjunto de herramientas para la solución de una amplia clase de problemas en el procesamiento digital de imágenes. Concretamente, MATLAB ofrece un extenso conjunto de funciones para el procesamiento digital de imágenes. Estas funciones, así como la expresión del lenguaje de MATLAB, hacen que las operaciones del procesamiento digital de imágenes se escriban de una manera intuitiva y clara. Por ello, se puede decir que es un software ideal para la resolución de problemas de procesamiento digital de imágenes y, por tanto, uno de los más utilizados en este campo (Gonzalez et al., 2009).

Cabe resaltar que, además de este software, ha sido fundamental para la elaboración del trabajo, el banco de imágenes proporcionado por la sociedad americana de hematología (ASH) de cuya base de datos se han obtenido las imágenes de las muestras de sangre de microscopía óptica analizadas (<http://imagebank.hematology.org/>).



## 2. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

Este punto establece los conceptos teóricos fundamentales para la correcta comprensión del trabajo tales como el procesamiento de imágenes y la hematología.

### 2.1. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

En este apartado se abordan los conceptos clave para entender en qué consiste el procesamiento de imágenes, partiendo de la concepción de imagen digital.

#### 2.1.1. IMAGEN DIGITAL

Una imagen se define como una función bidimensional, ' $f(x,y)$ ', donde ' $x$ ' e ' $y$ ' son coordenadas espaciales del plano. Además, la amplitud de  $f$  para cualquier par de coordenadas ' $(x,y)$ ', se llama intensidad (color) o nivel de gris de una imagen en ese punto. Cuando los valores de intensidad de ' $f$ ', así como ' $x$ ' e ' $y$ ', son valores finitos y discretos, se habla de imagen digital. Así, una imagen digital está compuesta por un número finito de elementos, donde cada uno de estos elementos se llama píxel. Dicho de otro modo, una imagen digital puede representarse como una matriz donde los índices de las filas y columnas (' $x$ ' e ' $y$ ') determinan un punto concreto de la imagen y, el valor de ese punto (' $f(x,y)$ ') representa su nivel de gris o su color (Gonzalez y Woods, 2008).

Por otro lado, un píxel indica la ubicación ' $(x,y)$ ' contando desde el origen de la imagen. La palabra píxel es una abreviatura de elemento de imagen, representando este concepto el elemento más pequeño constituyente de una imagen digital. Además, contiene un valor numérico que es la unidad básica de información dentro de la imagen (Solomon y Breckon, 2011).

En cuanto a los tipos de imágenes, las imágenes binarias o en escala de grises (intensidad) se representan como matrices bidimensionales que asignan un valor numérico a cada píxel que es, como se ha comentado, representativo de la intensidad en ese punto. Dichas matrices utilizan un espacio de color de 2 bits (binario) o de intensidad (escala de grises). Por el contrario, las imágenes RGB (o de color verdadero) se representan como matrices tridimensionales que asignan tres valores numéricos a cada píxel, correspondiendo cada valor al componente rojo (R), verde (G) y azul (B). Este último tipo de imágenes son las que se analizan en este trabajo. Tales imágenes se pueden considerar conceptualmente como tres planos bidimensionales distintos, uno correspondiente a cada uno de los tres canales de color (Solomon y Breckon, 2011).



Pratt (2007) señala que la mayoría de las imágenes digitales representan imágenes naturales continuas. Este es un aspecto importante para entender el procesamiento digital de imágenes ya que, según Gonzalez y Woods (2008), este procesamiento se basa en la conversión de un campo de imagen continua en una forma digital equivalente.

### 2.1.2. PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES

Para Gonzalez y Woods (2008), el procesamiento digital de imágenes consiste en procesar una imagen digital por medio de un ordenador. Estos mismos autores destacan que el interés en los métodos de procesamiento de imagen digital se deriva de dos áreas de aplicación principales:

- La mejora de la información gráfica para la interpretación humana.
- El procesamiento de datos de la imagen para almacenamiento, transmisión y representación por la máquina. En este caso, la información es muy distinta a los rasgos empleados por las personas para interpretar una imagen.

En los sistemas de procesamiento de imagen digital, se trata con matrices de números obtenidos mediante puntos de muestreo espacial de una imagen física. Después del procesamiento, se produce otra matriz de números, y estos números, se utilizan para reconstruir una imagen continua para su visualización (Pratt, 2007).

Un aspecto del procesamiento de imágenes que lo convierte en un tema de estudio tan interesante es la asombrosa diversidad de aplicaciones que hacen uso del procesamiento de imágenes o técnicas de análisis sobre todo en ciencias e ingeniería (Bovik, 2009).

Otro aspecto fundamental del procesamiento de imágenes y que demuestra el amplio y variado campo de aplicaciones que abarca, es la capacidad de las máquinas para trabajar con imágenes generadas por fuentes que los seres humanos no asocian con imágenes tales como, ultrasonidos o microscopia electrónica. Este hecho es debido a que las máquinas de imágenes cubren casi todo el espectro electromagnético (desde ondas gamma a ondas de radio) a diferencia de los seres humanos que se limitan a la banda visual del espectro electromagnético (Gonzalez y Woods, 2008).

Gonzalez y Woods (2008) destacan que, en algunas ocasiones, la diferencia entre el procesamiento de imágenes y otras áreas relacionadas, como el análisis de imágenes y la visión por ordenador, es que para el procesamiento de imágenes tanto la entrada como la salida de un proceso es una imagen.



Sin embargo, en la mayoría de ocasiones no está claro donde termina una disciplina y comienza otra. Según indican estos autores, esta diferencia entre dichas disciplinas está muy limitada ya que, de este modo, no se consideraría una operación de procesamiento de imagen la tarea básica de calcular la intensidad media de una imagen debido a que produce un solo número.

Dichos autores establecen que el objetivo de la visión por ordenador es imitar la visión humana incluyendo las habilidades de aprender y, de hacer inferencias y tomar acciones, basadas en entradas visuales. Esta área se considera una rama de la inteligencia artificial al tener como objetivo la imitación de la inteligencia humana. Por otro lado, el área de análisis de imágenes, se encuentra entre el procesamiento de imágenes y la visión por ordenador.

Por tanto, para tales autores, no se puede establecer una frontera clara en el continuo que va desde el procesamiento de imágenes, en un extremo, a la visión por ordenador en el otro. Sin embargo, consideran tres tipos de procesos computarizados en este continuo: procesos de bajo, medio y alto nivel.

- El procesamiento de bajo nivel implica operaciones primitivas como el pre-procesamiento de imágenes para reducir el ruido, la mejora del contraste y la nitidez de la imagen caracterizándose por el hecho de que sus entradas y salidas son imágenes.
- El procesamiento a nivel medio supone tareas como la segmentación que consiste en la partición de una imagen en regiones u objetos, la descripción de esos objetos con el fin de reducirlos a una forma adecuada para el procesamiento informático y la clasificación o reconocimiento de objetos individuales. Este tipo de procesamiento se caracteriza por el hecho de que sus entradas generalmente son imágenes pero, sus salidas, son atributos extraídos de esas imágenes tales como bordes, contornos o la identidad de objetos individuales.
- El procesamiento a alto nivel conlleva darle sentido a un conjunto de objetos reconocidos, como en el análisis de imágenes, así como realizar las funciones cognitivas normalmente asociadas con la visión.

Finalmente, consideran un lugar lógico de superposición entre el procesamiento de imágenes y el análisis de imágenes, al área de reconocimiento de regiones u objetos individuales en una imagen. De este modo, se llama procesamiento digital de imágenes, no sólo a los procesos cuyas entradas y salidas son imágenes, sino también a procesos que extraen atributos de imágenes, incluyendo el reconocimiento de objetos individuales.

Para terminar, Hussain (1991), diferencia cuatro conceptos principales sobre el tipo de procesamiento requerido en el procesamiento de imágenes y la



visión por ordenador al requerir dichas tareas diferentes representaciones de datos y tener diferentes requerimientos computacionales.

- El pre-procesamiento de los datos de la imagen que consiste en filtrar, mejorar y restaurar la imagen si se degrada.
- La detección de características de objetos que implica operaciones para detectar bordes, esquinas y texturas o realizar transformaciones del eje mediano.
- La transformación de datos representativos a simbólicos.
- La interpretación de la escena.

## 2.2. HEMATOLOGÍA

La hematología trata de la fisiología de la sangre y las enfermedades que producen alteraciones en ella, aspectos fundamentales para una correcta comprensión del desarrollo del proyecto. Se comienza con la concepción de la sangre para posteriormente profundizar sobre los glóbulos rojos, que es el punto de interés de este trabajo. Finalmente, se centra en la importancia de analizar la cantidad de glóbulos rojos en la sangre (llamada hematocrito) para detectar posibles enfermedades.

### 2.2.1. SANGRE

Tortora y Derrickson (2010) definen la sangre como “un tejido conectivo compuesto por una matriz extracelular de líquido llamado plasma, en la cual se disuelven diversas sustancias y se encuentran numerosas células y fragmentos celulares en suspensión.”

Tortora y Derrickson (2010) señalan que las funciones principales de la sangre son: el transporte de oxígeno, dióxido de carbono, nutrientes, hormonas, calor y productos de desecho; la regulación de la homeostasis, el pH, la temperatura corporal y el contenido de agua de las células; y la protección de la pérdida excesiva de sangre y frente a enfermedades. Del mismo modo, dichos autores indican que los componentes de la sangre son el plasma y los elementos corpusculares, los cuales incluyen glóbulos rojos, glóbulos blancos y plaquetas.

La sangre se encuentra en los vasos sanguíneos y es impulsada por el corazón para llegar a todas las partes del organismo y poder así cumplir sus funciones. Además, contiene todos los elementos necesarios para la supervivencia del resto de células presentes en el organismo. Aproximadamente, el plasma constituye el 54% del volumen total de sangre y, respecto a las células, los glóbulos rojos ocupan el 45% (valor hematocrito) y,



los leucocitos y las plaquetas, tan sólo el 1% del total (Tresguerres, Villanua y López-Calderón, 2009). En la Ilustración 1 se observa el porcentaje representado por cada uno de los elementos que componen la sangre.

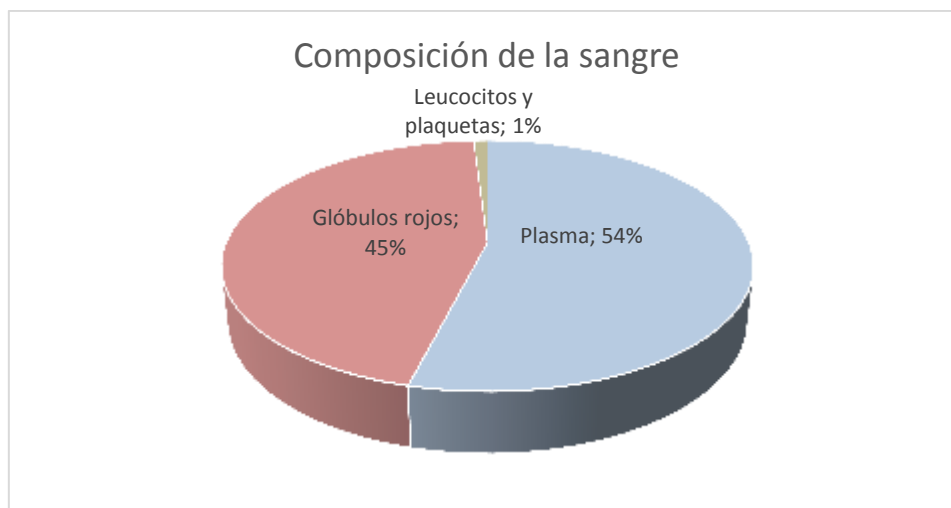


Ilustración 1. Composición de la sangre.

### 2.2.2. GLÓBULOS ROJOS

La mayor parte de los elementos formes de la sangre la componen los glóbulos rojos (también llamados eritrocitos o hematíes), los cuales suponen el 99%. Los glóbulos rojos son los responsables del color rojo de la sangre al contener la proteína que da dicho color llamada hemoglobina. Son células que no tienen núcleo y que además de la hemoglobina, la cual ocupa el 95% de las células, contienen diversas enzimas (Tresguerres et al., 2009).

La principal función de los glóbulos rojos es el transporte de oxígeno por la sangre desde los pulmones hacia los tejidos. Este transporte es posible gracias a que contienen la hemoglobina, que es una proteína transportadora de oxígeno. Como función secundaria, también debida a la existencia de la hemoglobina, los glóbulos rojos son responsables del poder amortiguador ácido-básico de la sangre (Guyton y Hall, 2011).

En cuanto a la geometría de los glóbulos rojos, Guyton y Hall (2011) determinan las siguientes características:

- Forma bicóncava.
- Diámetro de  $7,8\mu\text{m}$  (radio de  $3,9\mu\text{m}$ ).
- Espesor de  $2,5\mu\text{m}$  en la parte gruesa y de  $1\mu\text{m}$  o inferior en la parte central.
- Volumen medio de  $90\text{-}95\mu\text{m}^3$ .





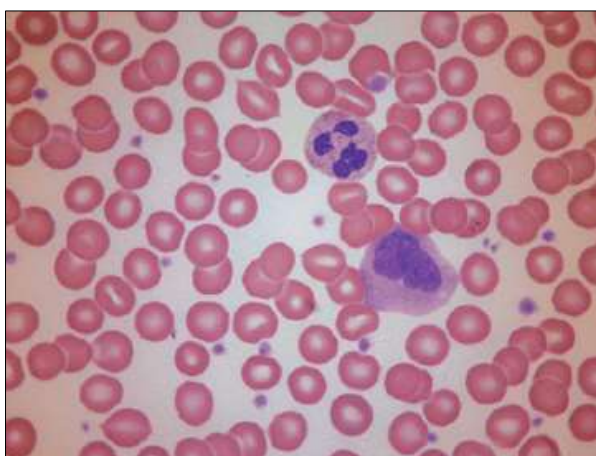
Cabe resaltar la importancia que obtiene el dato del radio de los glóbulos rojos para el desarrollo del presente estudio.

Es necesario, para poder realizar un correcto estudio de una muestra de sangre, tomar una serie de precauciones durante todo el proceso, desde la extracción de la muestra, el almacenaje y el transporte, hasta la manipulación y preparación para el proceso final de observación en el microscopio. Cualquier error puede influir en el diagnóstico de la muestra y proporcionar un resultado erróneo (Lewis et al., 2008).

Para poder proceder a la observación en el microscopio óptico de una muestra sanguínea es necesaria una correcta preparación y tinción de la muestra. Como tinción habitual en una muestra sanguínea se usan los colorantes de Romanowsky debido a que el componente eosina de estos colorantes tiñe intensamente los eritrocitos. La biconcavidad de estas células da como resultado que, durante el proceso de tinción, la periferia de la célula se tiña con mayor intensidad que la parte central (Lewis et al., 2008).

En una extensión bien realizada y teñida se observa que las células no son exactamente redondas ya que, presentan una forma ovalada. Además, los glóbulos rojos varían poco en cuanto a tamaño y forma en un individuo sano (Lewis et al., 2008).

Para un correcto examen se debe tener una muestra con un área en la que los glóbulos rojos no estén demasiado agrupados y solapados, aunque sí en contacto y, sin distorsión (Lewis et al., 2008). En la Ilustración 2 se observa una imagen sanguínea vista por microscopía óptica en la que se aprecian los glóbulos rojos y glóbulos blancos con una colocación correcta para realizar un buen estudio posterior.



**Ilustración 2. Muestra sanguínea adecuada para un buen examen.**  
**FUENTE: Lewis, Bain y Bates, 2008.**





### 2.2.3. HEMATOCRITO

Para Tortora y Derrickson (2010), el hematocrito es el “volumen total de sangre ocupado por glóbulos rojos”.

Existen diversos factores que afectan al valor del hematocrito en los individuos, tales como el sexo, la edad y la altitud del hábitat. Todos estos parámetros se deben tener en cuenta para considerar los valores fisiológicos de referencia y realizar algún estudio (Lewis et al., 2008).

Como ya se ha comentado en el párrafo anterior, el valor del hematocrito presenta variaciones en los diferentes periodos de la vida, alcanzando su mayor valor en el nacimiento de la persona. Tras el periodo posnatal inmediato, el valor cae hasta alcanzar su valor mínimo alrededor del segundo mes. Posteriormente, el valor aumenta de forma gradual hasta obtener los valores de los adultos en la pubertad. A partir de la sexta década se puede producir un nuevo descenso de este valor (Lewis et al., 2008).

La hormona testosterona influye de manera importante en el valor del hematocrito al aumentar la producción de eritropoyetina y, en consecuencia, de glóbulos rojos. Por tanto, comparando personas adultas de distinto sexo, se aprecia que el valor del hematocrito es superior en hombres adultos que en mujeres adultas, ya que éstas últimas contienen menor cantidad de testosterona que los hombres (Tortora y Derrickson, 2010).

Otro factor influyente en el valor del hematocrito es el embarazo. La cantidad de glóbulos rojos se reduce en una mujer embarazada y, regresa a su valor normal, aproximadamente a la semana de dar a luz (Lewis et al., 2008).

Además de los parámetros mencionados, también puede haber cambios transitorios en el valor del hematocrito más difíciles de tener en cuenta tales como el ejercicio físico, la variación diurna y estacional y el tabaquismo (Lewis et al., 2008).

Los valores de referencia del hematocrito que proponen Lewis et al. (2008), teniendo en cuenta los parámetros mencionados anteriormente, se observan en la Tabla 1.



Tabla 1. Valores de referencia del hematocrito.

	Hematocrito (%)
<b>Nacimiento</b>	60±15
<b>Día 3</b>	56±11
<b>Día 7</b>	54±12
<b>Día 14</b>	51±20
<b>1 mes</b>	43±10
<b>2 meses</b>	35±7
<b>3 – 6 meses</b>	35±5
<b>1 año</b>	34±4
<b>2 – 6 años</b>	37±3
<b>6 – 12 años</b>	40±5
<b>Hombres</b>	45±5
<b>Mujeres</b>	41±5
<b>Embarazadas</b>	37±5

Una disminución significativa del valor de referencia del hematocrito puede ser un signo de la existencia de anemia. Por el contrario, un aumento de este valor puede indicar la existencia de policitemia (Tortora y Derrickson, 2010). Por tanto, es importante la detección de una variación del hematocrito ya que puede ser un indicativo de la existencia de alguna enfermedad.

En la Ilustración 3 se muestra de forma esquemática todos los valores comentados que influyen en el valor del hematocrito.

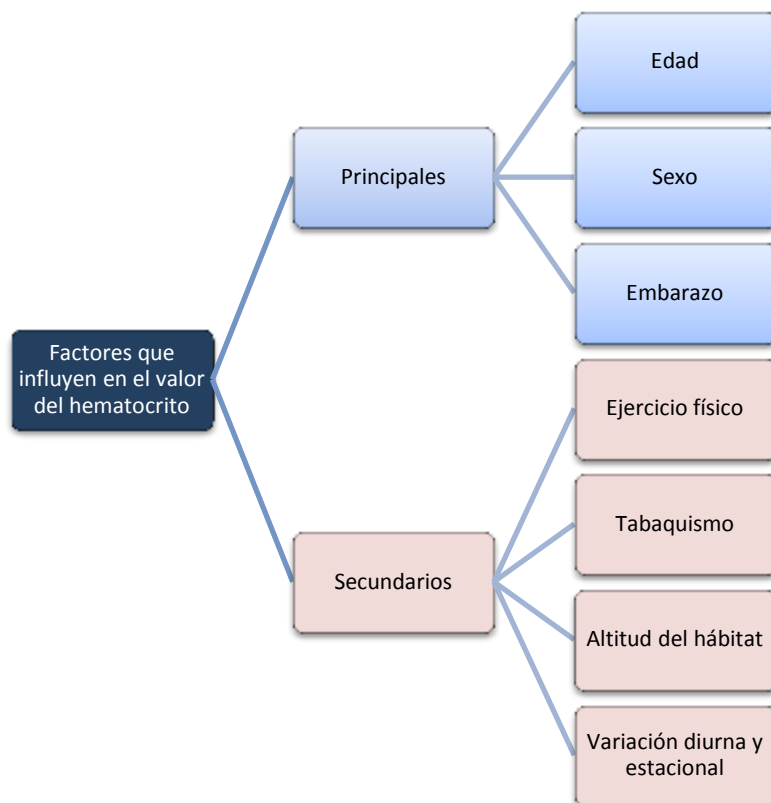


Ilustración 3. Factores que influyen en el valor del hematocrito.

## ANEMIA

La anemia es una disminución en el valor del hematocrito, es decir, una disminución de la cantidad de eritrocitos con respecto a los valores que se consideran de referencia dependiendo del género, la edad y la altitud en la que habite la persona (hábitat). Al haber déficit de eritrocitos, hay déficit de hemoglobina y, por tanto, una cantidad de oxígeno insuficiente para las células del organismo. La anemia puede estar provocada por diversos factores distinguiéndose varios tipos de anemia (Jaime y Gómez, 2012).

La anemia produce una reducción de la viscosidad de la sangre, pudiéndose reducir hasta la mitad en anemias graves. También, se produce hipoxia por el menor transporte de oxígeno de la sangre y un aumento del gasto cardíaco y del trabajo de bombeo del corazón para compensar la falta de oxígeno (Guyton y Hall, 2011).

Las personas con anemia suelen desarrollar otros síntomas secundarios tales como debilidad, cefalea, mareo, astenia, palpitaciones, taquicardia y palidez. En casos graves también pueden desarrollar lipotimia, estado de choque, hipotensión, angina de pecho e insuficiencia cardíaca. En muchas ocasiones la anemia es un indicativo de la existencia de otras enfermedades tales como insuficiencia renal, tumor, infección crónica o hipotiroidismo, entre



otras (Jaime y Gómez, 2012). Por tanto, una detección precoz de una anemia puede llevar a la detección de otra enfermedad de mayor gravedad.

### **POLICITEMIA**

La policitemia consiste en una producción excesiva de eritrocitos que puede ser debida a diversos motivos, según el tipo de policitemia. En consecuencia, este aumento da lugar a un valor de hematocrito superior al valor de referencia y, por consiguiente, un aumento de hemoglobina (Guyton y Hall, 2011). Un efecto de este incremento, es el aumento de la viscosidad sanguínea, pudiendo llegar a ser de cinco a ocho veces mayor que la viscosidad normal (Jaime y Gómez, 2012).

La mayor viscosidad de la sangre provoca una reducción del retorno venoso. Sin embargo, con la policitemia también se produce un aumento del volumen sanguíneo el cual ocasiona aumento del retorno venoso. Por tanto, se suelen neutralizar ambos mecanismos. En ocasiones se produce hipertensión y algunas personas experimentan un tono azulado de la piel (Guyton y Hall, 2011).

Las personas con policitemia suelen desarrollar otros síntomas secundarios tales como cefalea, astenia, mareo, alteraciones visuales, disnea, prurito, diaforesis, pérdida de peso y dolor epigástrico. En ocasiones pueden existir complicaciones ocasionando en el paciente el desarrollo de gota o complicaciones trombóticas (Jaime y Gómez, 2012).



### 3. MÉTODOS

En este trabajo se usan dos metodologías fundamentales para lograr la detección computarizada de glóbulos rojos dentro del procesamiento digital de imágenes: la segmentación de imágenes y la clasificación inteligente (inteligencia artificial).

Por otro lado, también se puede destacar la utilización de una serie de principios metodológicos.

#### 3.1. SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES

En la primera parte del desarrollo de este trabajo se realiza una segmentación de imágenes en objetos que son almacenados como posibles glóbulos rojos.

Las técnicas de segmentación de imágenes se consideran técnicas de análisis de imágenes. Estas técnicas se usan con la finalidad de extraer información de la imagen subdividiéndola en partes u objetos, implicando la división o separación de la imagen en regiones con atributos similares, tales como la iluminancia de la imagen, el color, los bordes o la textura (Gonzalez y Woods, 2008).

Para Nixon y Aguado (2012) la segmentación, usada para caracterizar regiones en una imagen, se encuentra dentro de lo que ellos denominan como técnicas de extracción de características. La extracción de características consiste en hallar formas en imágenes. Dentro de la extracción de características, distinguen la extracción por coincidencia de formas en la cual se basa el trabajo.

En este caso particular, la segmentación de imágenes va a permitir aislar los glóbulos rojos del resto de la imagen para su análisis posterior al considerarse los glóbulos rojos como las partes de la imagen de mayor interés. Concretamente, para este reconocimiento de objetos individuales, se usa el método de la transformada de Hough.

##### 3.1.1. TRANSFORMADA DE HOUGH

La transformada de Hough, según Nixon y Aguado (2012), es una técnica que localiza formas en imágenes definiendo una implementación eficiente de coincidencia de patrones para patrones binarios. Concretamente, se usa para extraer formas simples como líneas, círculos o elipses, así como formas arbitrarias más complejas. Su principal ventaja es que da el mismo resultado



que la técnica conocida como “template matching” (búsqueda de patrones), pero más rápido. Es por tanto, un algoritmo muy potente usado en procesamiento de imágenes que se encuentra entre las técnicas más usadas para extracción de formas.

Para estos mismos autores, la transformada de Hough se basa en la detección de bordes para conseguir segmentar la imagen en regiones. La implementación de esta transformada define un mapeo de los puntos de la imagen en un espacio acumulador llamado espacio de Hough. El mapeo es logrado de una manera computacionalmente eficiente, basada en la función que describe la forma del objetivo. Este mapeo requiere menos recursos computacionales que la búsqueda de patrones, sin embargo, requiere un gran almacenamiento y requisitos computacionales (Nixon y Aguado, 2012).

Este apartado se centra en la transformada de Hough para la detección de círculos ya que es en la que se basa el desarrollo del trabajo. De acuerdo nuevamente con Nixon y Aguado (2012), en la transformada de Hough para la detección de círculos se considera la ecuación para un círculo dada por la ecuación (1).

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2 \quad (1)$$

La ecuación (1) define un lugar de puntos ‘(x,y)’ centrados en un origen ‘(x<sub>0</sub>,y<sub>0</sub>)’ y con radio ‘r’. Para entender mejor los conceptos se muestra la Ilustración 4. Cada punto de borde del círculo de la Ilustración 4a define un conjunto de círculos en el espacio acumulador. Estos círculos están determinados por todos los valores posibles del radio y centrados en las coordenadas del punto del borde, como se observa en la Ilustración 4b. Sin embargo, estos círculos están definidos para un valor de radio dado pero, en realidad, cada borde define los círculos para todos los valores del radio. Esto implica que el espacio acumulador es tridimensional representado por la existencia de tres parámetros de interés. Después de reunir las evidencias de todos los puntos de borde, el máximo en el espacio acumulador corresponde con los parámetros del círculo en la imagen original. El espacio acumulador se incrementa sólo para puntos cuyas coordenadas se encuentran dentro del rango especificado.

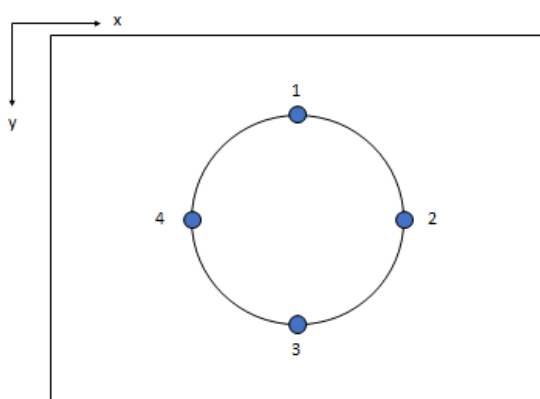


Ilustración 4a. Puntos de borde de un círculo.

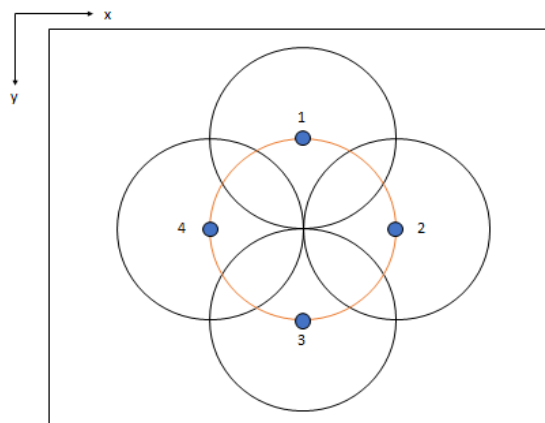


Ilustración 4b. Espacio acumulador.

Ilustración 4. Transformada de Hough para círculos.

Sintetizando lo dicho, esta transformada define un grupo de puntos centrados en un origen  $(x_0, y_0)$  y con radio  $r$ . Cada punto de borde en la imagen define un conjunto de círculos en el espacio, los cuales están definidos por todos los valores posibles del radio y están centrados en las coordenadas del punto de borde. Los círculos se definen para un valor de radio dado. Se realiza, por tanto, un barrido por toda la imagen considerando los tres parámetros mencionados: la posición  $(x, y)$  de cada píxel y el radio máximo del círculo. El barrido se hace para todos los píxeles de borde detectados, para todos los radios posibles  $r$  y para todos los centros posibles  $(x_0, y_0)$ .

### 3.2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Después de la segmentación de imágenes, se realiza una clasificación inteligente de los posibles candidatos a glóbulos rojos mediante el uso de la inteligencia artificial, concretamente, con la creación de una red neuronal.

La inteligencia artificial tiene como fin conseguir un comportamiento inteligente de las máquinas. Este comportamiento inteligente se obtiene con la percepción, el aprendizaje y el razonamiento de la misma forma que lo hacen los humanos. Se trata de intentar que las máquinas piensen o, al menos, que simulen este pensamiento. Por tanto, se intentan realizar procedimientos mediante la programación e implementación para resolver de forma eficiente y sencilla tareas complejas simulando los sistemas biológicos (Nilsson, 2001).

#### 3.2.1. REDES NEURONALES

Una red neuronal artificial es un modelo, dentro del procesamiento de la información, cuyo funcionamiento se inspira en el del cerebro humano. Estas redes neuronales se componen de un cierto número de elementos de



procesamiento llamados neuronas. Estas neuronas, basadas en el modelo de neurona creado por McCulloch y Pitts (1943), son capaces de resolver un problema concreto debido a la existencia de conexiones que imitan las conexiones de las neuronas humanas. Además, a cada neurona le llega un conjunto de entradas y retorna una salida. Por tanto, la red neuronal está formada por un conjunto de neuronas interconectadas entre sí de una forma determinada, conociéndose como topología de la red neuronal (Palma y Marín, 2008).

Por otro lado, las redes neuronales se utilizan fundamentalmente para resolver dos tipos de problemas: de clasificación y de regresión.

En este trabajo se aborda el primer tipo de problema. Dichos problemas tienen como objetivo asignar una clase a un caso concreto según las características que formen los datos de entrada. En particular, se trata de identificar los glóbulos rojos mediante un reconocimiento de patrones teniendo en cuenta como característica el color.

En la Ilustración 5 se muestra el esquema general de una red neuronal de varias neuronas a la que se le pasa como entrada los tres componentes del valor de color de un píxel y, que devuelve como salida, si el color pertenece a un glóbulo rojo o no.

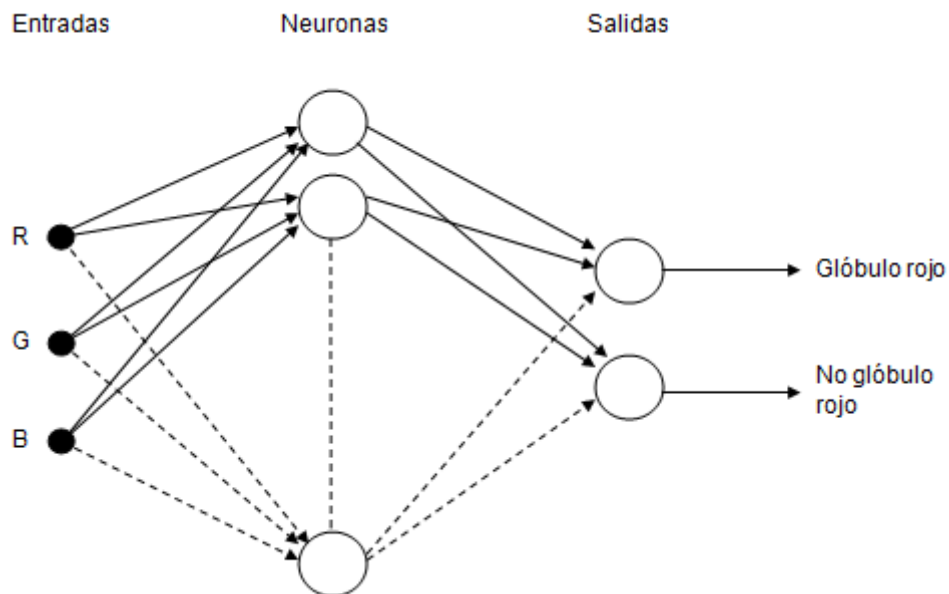


Ilustración 5. Red neuronal.





## PROCESO DE ENTRENAMIENTO

Centrándose en los problemas de clasificación tal y como los definen Palma y Marín (2008), la red neuronal devuelve clasificados los datos de entrada. Esta clasificación se consigue gracias al adecuado proceso de entrenamiento. También, es imprescindible para lograr un buen funcionamiento de la red, que ésta tenga un número adecuado de neuronas.

Por tanto, según estos autores, se necesita un conjunto de entrenamiento con datos representativos del problema para conseguir un buen aprendizaje de la red. Consiste en que la red aprenda, con ejemplos, cómo modelar los datos que recibe. El fin es que una vez entrenada la red, sea capaz de clasificar correctamente datos distintos a los recibidos durante el entrenamiento de forma correcta.

Por otra parte, distinguen dos tipos de aprendizaje según el conjunto de entrenamiento para el aprendizaje:

- **Aprendizaje supervisado.** En este tipo de aprendizaje se tienen una serie de datos de entrada, así como las salidas correspondientes que se quieren obtener para cada tipo de entrada. Los datos de entrada estarán formados por vectores que contengan las características del problema. Como salida de la red se tendrá un vector de valores binarios, con tantos valores como clases existan y, en el que solo el bit correspondiente a la clase a la que pertenezca la entrada valdrá 1 y, el resto, 0. En este caso, la red establece las probabilidades de pertenencia de las entradas a cada una de las clases consideradas.
- **Aprendizaje no supervisado.** En este aprendizaje, los datos de entrada no tienen una salida deseada. Por tanto, el objetivo es encontrar un patrón que establezca generalidades de los datos de entrada para inferir las clases en las que se pueden agrupar los valores de entrada con similitudes.

En este trabajo se emplea concretamente el uso de una red neuronal con aprendizaje supervisado para la cual se necesita una fase de extracción de características para su entrenamiento y, otra de clasificación correcta o incorrecta de los posibles glóbulos rojos. Los datos de entrada son valores de color y los de salida constituyen un problema binario indicando si es o no glóbulo rojo el dato de entrada.



### 3.3. PRINCIPIOS METODOLÓGICOS

Para la elaboración de este trabajo se pueden destacar una serie de principios metodológicos:

- **Método científico.** Es el método fundamental en el que se basa este trabajo y se caracteriza por ser verificable, de razonamiento riguroso y observación empírica. Es un método necesario para conseguir teorías estables mediante el conocimiento (Tamayo, 2004). Este método sigue una serie de etapas (Ilizástigui y Rodríguez, 2010):
  - *Existencia de un problema.* Se estudia un problema sin solución presente en la vida diaria de los seres humanos o bien de alguna carencia de la ciencia. El problema se debe formular con gran exactitud y detalle.
  - *Investigación sobre el problema.* Se necesita recopilar y examinar toda la información acerca del problema.
  - *Formulación de hipótesis.* Se plantea una suposición que resuelva la necesidad o problema planteado.
  - *Contrastación de hipótesis.* Se desarrollan una serie de experimentos o técnicas para verificar la hipótesis planteada. Tales experimentos deben concluir en la validez o no de la hipótesis.
  - *Comunicación a la comunidad científica internacional.* Se debe notificar el resultado alcanzado en la investigación.
- **Metodología iterativa e incremental.** En este trabajo se parte de una base a la que se le añaden progresivamente nuevas competencias dependiendo de las necesidades encontradas. Estas modificaciones se realizan sin influir de manera perjudicial en el resto del programa.
- **Metodología de implementación.** Para la implementación del programa realizado se tienen en cuenta una serie de características fundamentales tales como ser modular, comprensible, modificable, extensible, sencillo, documentado y cuidando el estilo de programación.



## 4. DESARROLLO Y ANÁLISIS DEL PROGRAMA

En este apartado, se aborda el desarrollo y objetivo del trabajo, en el cual, se detectan glóbulos rojos de una muestra sanguínea, para, posteriormente, proceder a su análisis. Se explica detalladamente el proceso seguido para el desarrollo del código realizado en MATLAB. En la Ilustración 6 se observa un diagrama de bloques con las dos fases principales del programa.

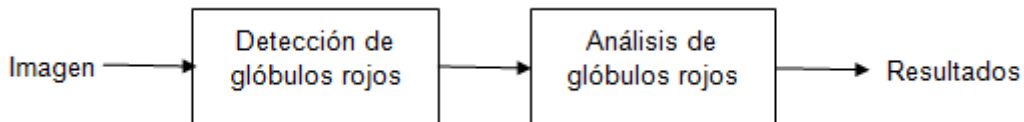


Ilustración 6. Fases del programa realizado.

### 4.1. DETECCIÓN DE GLÓBULOS ROJOS

En la realización de este trabajo se usa la función 'imfindcircles' de MATLAB, la cual encuentra círculos en imágenes usando la transformada circular de Hough.

La función 'imfindcircles' se define en MATLAB como:

- '[centers, radii, metric] = imfindcircles (A, radius\_range, param1, val1, param2, val2, ...)'.
- 'A' es la imagen de entrada, la cual puede ser una imagen en escala de grises, una imagen RGB o una imagen binaria.
- 'Radius\_range' es el rango del radio de búsqueda para los círculos medido en píxeles. Concretamente, es un vector de dos elementos '[min\_radius max\_radius]', donde 'min\_radius' y 'max\_radius' son valores enteros.
- 'Centers' almacena las coordenadas 'x' e 'y' de los centros de los círculos en forma de matriz de dos columnas. La primera columna corresponde con la coordenada 'x' y la segunda con la coordenada 'y'.
- 'Radii' es un vector columna que almacena los radios estimados, en píxeles, para cada círculo.
- 'Metric' es un vector columna que almacena la magnitud del pico de la matriz del acumulador asociado a cada círculo.

Además, se pueden añadir pares nombre-valor ('paramX,valX') para controlar aspectos de la Transformada de Hough Circular tales como:

- 'Sensitivity': establece el factor de sensibilidad en el rango [0 1] para encontrar círculos. Un valor de sensibilidad alto, conduce a



la detección de más círculos, incluidos los débiles o parcialmente oscurecidos, con el riesgo de una mayor tasa de detección falsa. El valor por defecto es 0,85.

- 'Method': indica la técnica utilizada para calcular la matriz de acumuladores. Una de las opciones disponibles es 'phaseCode', en la que el método utilizado es el método de codificación de fases de Atherton y Kerbyson (valor por defecto), y, otra opción, es 'twoStage', en la que el método utilizado es la Transformada de Hough circular de dos etapas.
- 'Objectpolarity': especifica la polaridad del objeto circular con respecto al fondo. Las opciones disponibles son 'bright', que significa que el objeto es más brillante que el fondo y, viene por defecto, y 'dark', que simboliza que el objeto es más oscuro que el fondo.
- 'EdgeThreshold': determina el umbral de gradiente para determinar píxeles de borde con un escalar 'k' en el rango [0 1]. Si 'k' vale cero establece el umbral en magnitud de gradiente cero y si 'k' vale uno establece el umbral en la magnitud de gradiente máximo en la imagen. Un valor alto de este parámetro conduce a detectar sólo aquellos círculos que tienen bordes relativamente fuertes. Por el contrario, un valor bajo conducirá a detectar círculos con bordes relativamente débiles. De forma predeterminada, se elige el valor automáticamente utilizando la función 'graythresh'.

En la Ilustración 7, se muestra mediante un diagrama de bloques, las fases que sigue esta primera parte del programa y que se explican a continuación.

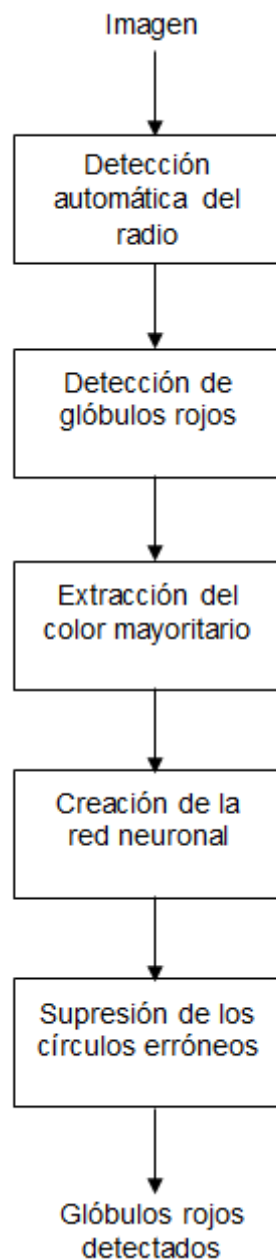


Ilustración 7. Fases de la primera parte del programa.

#### 4.1.1. DETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL PARÁMETRO 'RADIUS\_RANGE'

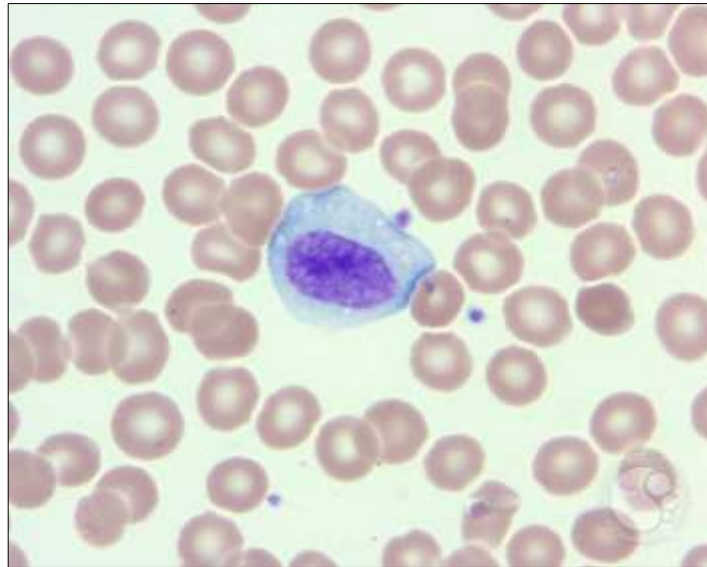
La primera parte de este trabajo consiste en detectar automáticamente el rango del radio de búsqueda para los círculos, es decir, el parámetro 'radius\_range' de la función 'imfindcircles' utilizada. Dicho parámetro, se puede introducir manualmente, pero para ello se deben probar varios rangos hasta encontrar el más apropiado para cada imagen. Además, haciéndolo manualmente, se tendría que modificar al cambiar la imagen de entrada. Por tanto, al hacer una detección automática de este parámetro se consigue, no



sólo un cálculo más rápido y eficiente del parámetro necesario para la función, sino también que el cambio de la imagen de entrada no afecte al programa.

En primer lugar, se crea una variable con el nombre de la imagen que se analiza. Esta variable se puede modificar para probar el resultado del trabajo con distintas imágenes.

La Ilustración 8 muestra la imagen que se analiza.



**Ilustración 8. Muestra sanguínea 1.**  
**FUENTE: Banco de imágenes del ASH.**

Seguidamente, se lee la imagen y, se hace una copia de la imagen original para reducirla. Para reducir su tamaño, se le aplica un escalado a la imagen. En este caso concreto, se reduce en píxeles 100 veces la imagen, lo que equivale a disminuir en 10 el tamaño de cada dimensión ya que, la imagen es bidimensional.

Después, se hace una búsqueda de círculos con 'imfindcircles' en la imagen reducida usando un rango de radio entre 2 y 10 y, se almacena en un contador el número de veces que se encuentra cada radio, recorriendo los radios de los diferentes círculos encontrados. Para extraer el valor y la posición del radio más numeroso del contador, simplemente se extrae el máximo de dicho array.

El procedimiento explicado para esta parte del programa se ve de manera más clara y resumida en el diagrama de bloques que se presenta en la Ilustración 9.

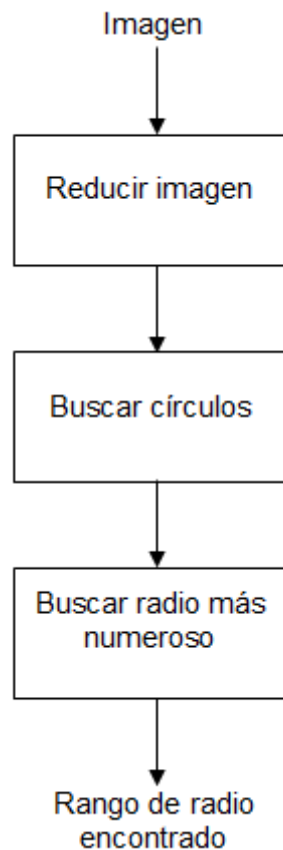


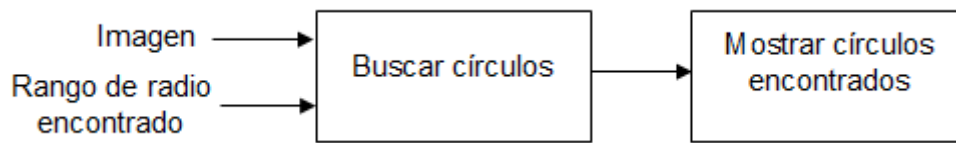
Ilustración 9. Procedimiento para la detección del radio.

#### 4.1.2. DETECCIÓN DE GLÓBULOS ROJOS

A continuación, se hace de nuevo la búsqueda de círculos con 'imfindcircles' pero, en esta ocasión, en la imagen original. En particular, se establece como intervalo de radio posible un rango en torno al radio más numeroso encontrado anteriormente y, aumentando su tamaño en 10 para que se adecúe a la imagen original. Se va a definir concretamente, un rango de diferencia 10 en torno al radio más numeroso. Para finalizar esta parte, se muestran los círculos encontrados en la imagen original con el comando 'viscircles' al cual se le pasan como parámetros los centros y radios de los círculos encontrados con 'imfindcircles'. Como aclaración, se debe tener en cuenta que todo el proceso continúa con la imagen a tamaño original.

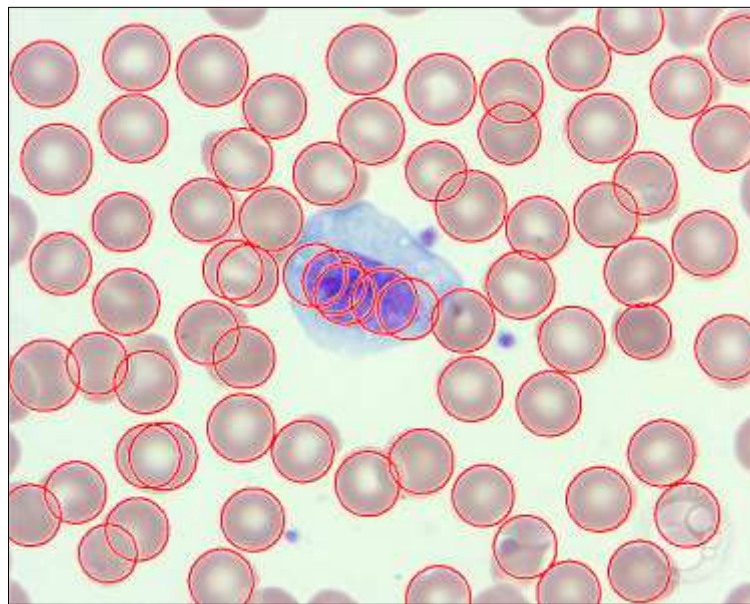
El diagrama de la Ilustración 10 muestra cómo una vez que se ha hallado el rango de radio, ya se puede proceder a la búsqueda de círculos de la imagen.





**Ilustración 10. Proceso para la detección de glóbulos rojos.**

El resultado obtenido se observa en la Ilustración 11, donde se encuentran marcados con círculos rojos los glóbulos rojos detectados.



**Ilustración 11. Detección de glóbulos rojos.**

El fallo más evidente observado en la Ilustración 11, es la aparición de círculos erróneos sobre los glóbulos blancos que aparecen en la imagen. Para solucionar este problema se va a calcular el color mediano de cada círculo para eliminar los círculos cuyo color mediano sea muy diferente al resto. Esta solución es la mejor forma de eliminar estos círculos erróneos ya que, se aprecia claramente, que la mayor diferencia entre los glóbulos rojos y los glóbulos blancos es el color.

#### **4.1.3. EXTRACCIÓN DEL COLOR MAYORITARIO DE CADA CÍRCULO**

Para abordar el problema planteado, se comienza calculando el número de círculos que tiene la imagen y se almacena en una variable. Tras esto, se crea una matriz donde se almacena el color mayoritario de cada uno de los círculos.

Posteriormente, se calculan los píxeles que pertenecen al interior de cada círculo a fin de calcular el color mediano del círculo. Para ello, se recorren todos los círculos. Para esta parte se hace necesario:

- El valor del radio.





- Las coordenadas 'x' e 'y' del centro del círculo.
- Una variable que acumula el número de píxeles recorridos por cada círculo. Dicha variable comienza en 1 y se aumenta en cada iteración.
- Una matriz que almacena los valores de color de los diferentes píxeles para cada círculo.
- Una matriz que guarda el color mayoritario para cada círculo.

De acuerdo con lo dicho, se recorren todos los píxeles '(i,j)' de cada círculo hasta un máximo de distancia de su radio y, se halla la distancia euclídea entre el píxel y el centro. Un píxel pertenece a un círculo si dicha distancia euclídea es menor que su radio y, si el píxel está dentro de los límites de la imagen. Una vez comprobado que el píxel forma parte del círculo, se almacena su color en la matriz correspondiente.

Con la intención de observar cómo se recorren los píxeles de cada círculo, se pinta el píxel de negro dándole el valor cero a dicho píxel en la imagen. Una vez que se tiene el color de los píxeles que pertenecen a un círculo, se calcula el color mayoritario del círculo. Este color se obtiene haciendo la mediana de los colores de los píxeles del círculo y, se almacena en la matriz correspondiente. A fin de ver cómo se recorren los círculos, se muestra la imagen con una ligera pausa.

Con miras a seguir la evolución del algoritmo, se pinta cada círculo con su color mayoritario. Esto último, se hace de la misma forma que se han pintado los círculos de negro anteriormente, tan sólo que en este caso al píxel se le pasa su color mayoritario, en lugar, del valor cero.

En la Ilustración 12 se tiene un diagrama de flujo donde se muestra la evolución del algoritmo de una manera intuitiva.

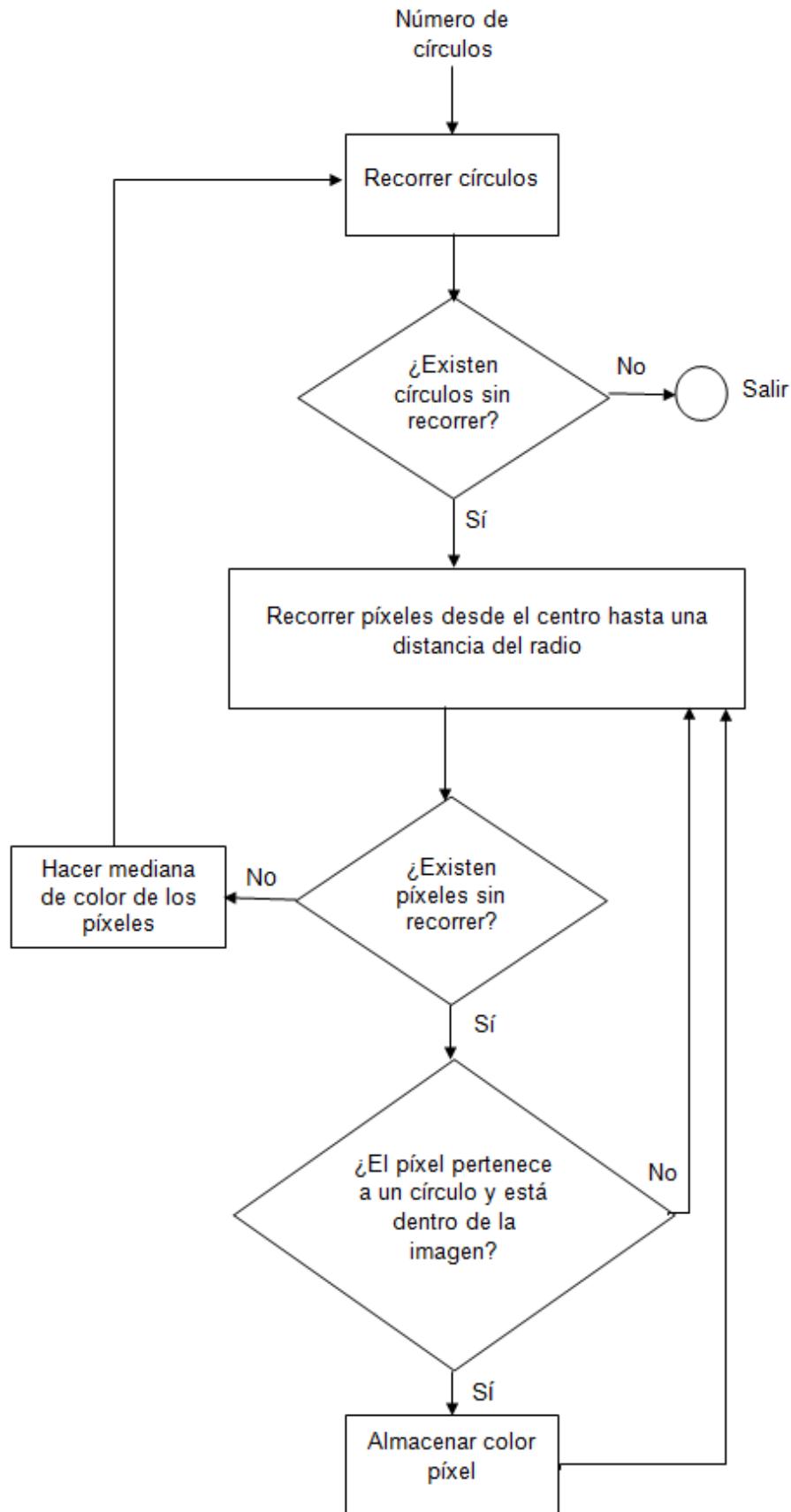
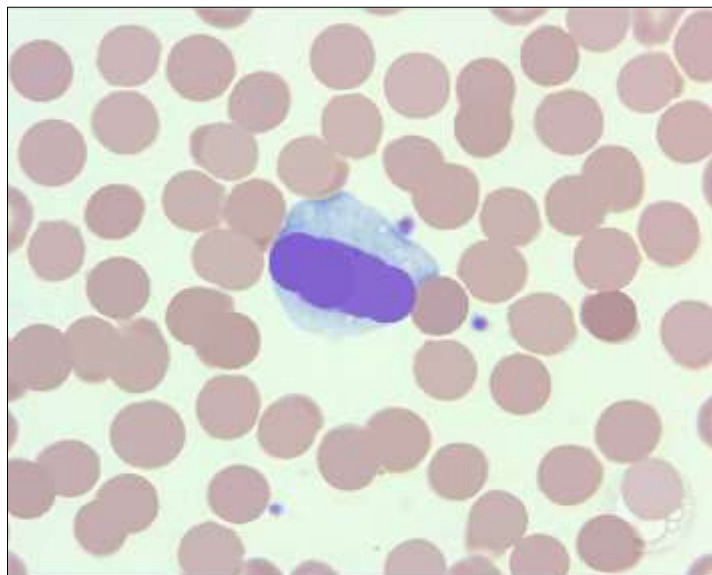


Ilustración 12. Extracción del color mayoritario de cada círculo.



En la Ilustración 13, se muestra el resultado obtenido al recorrer todos los círculos que se han detectado en el paso anterior y pintar los píxeles de los diferentes círculos con su color mediano.



**Ilustración 13. Círculos detectados pintados con su color mediano.**

Una vez calculado el color mediano de cada círculo, se compara con el color mediano global de todos los círculos y, los círculos que tengan un color mediano muy distinto del global, se eliminan.

En lo que respecta a esto último, para determinar si un círculo pertenece a un glóbulo rojo o no, por su color, se hace necesaria la creación de un modelo predictivo, en este caso, una red neuronal.

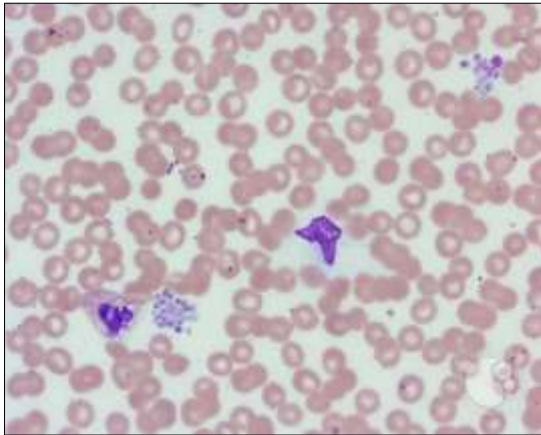
#### **4.1.4. CREACIÓN DE LA RED NEURONAL**

La red neuronal tiene como entrada el color mediano de cada círculo, es decir, tiene tres entradas que corresponden con el valor RGB, y, como salida, la probabilidad de ser glóbulo rojo o no.

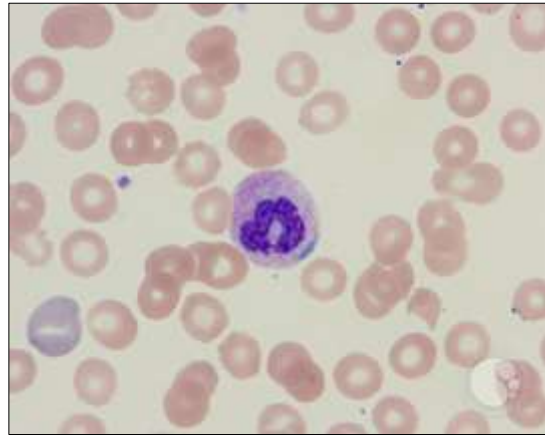
Para la creación de dicha red neuronal, se analizan varias imágenes. Con dicho análisis, se establece un patrón común del color de un círculo deseado (glóbulo rojo) y, no deseado (glóbulo blanco) que sirve para entrenar la red neuronal. Estos datos se obtienen del análisis de 5 imágenes diferentes de las que se obtienen valores de color tanto de glóbulos rojos como de glóbulos blancos. En particular, se van a extraer 20 valores de color para círculos deseables y 20 para círculos no deseables. El resto de imágenes se utilizan para probar el buen funcionamiento del modelo predictivo.



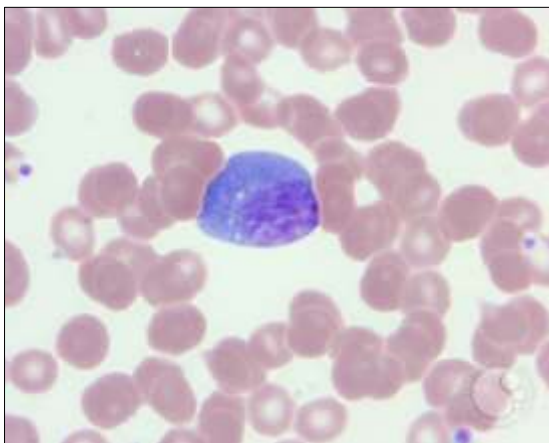
En las Ilustraciones 8, 14, 15, 16 y 17, se tienen las 5 imágenes de muestras de sangre, de las cuáles, se han extraído los 40 valores de color mencionados.



**Ilustración 14. Muestra sanguínea 2.**  
**FUENTE: Banco de imágenes del ASH.**



**Ilustración 15. Muestra sanguínea 3.**  
**FUENTE: Banco de imágenes del ASH.**



**Ilustración 16. Muestra sanguínea 4.**  
**FUENTE: Banco de imágenes del ASH.**



**Ilustración 17. Muestra sanguínea 5.**  
**FUENTE: Banco de imágenes del ASH.**

Se crea una variable, 'x', en la que se almacenan los valores de color RGB de estos 40 círculos.

De manera análoga a cómo se ha creado la variable 'x', se crea la variable 't'. Esta variable contiene la clase a la que pertenece cada muestra, esto es, 't(:,i)' contiene la clase de la muestra 'x(:,i)'. Concretamente, se tiene un problema binario, ya que cada círculo es, o no, un glóbulo rojo. Por todo ello, si la muestra 'i' es un glóbulo rojo, entonces 't(:,i)' será '[1;0]', y, si no es glóbulo rojo, entonces será '[0;1]'.

Una vez se tienen las variables 'x' y 't' con los datos obtenidos, se crea el modelo predictivo que, como se ha dicho anteriormente, es una red neuronal a la que se le pasa el color RGB del círculo que se quiere estudiar. Se entrena la



red y una vez entrenada, la red neuronal predecirá si el círculo es deseable y, por tanto, glóbulo rojo, o no deseable, o sea, glóbulo blanco.

La red que se construye se denomina red neuronal supervisada porque le damos el valor de 't', lo que significa, que se controla el entrenamiento. Si sólo se tuviera el valor de 'x', la red neuronal tendría un aprendizaje no supervisado y, agruparía en clases aleatorias según el patrón de datos y no, en las dos clases que en este caso se desean.

Por todo lo dicho, ahora se procede a la creación de la red neuronal. La red neuronal, al ejecutarse, se inicializa con pesos iniciales aleatorios, pudiendo variar ligeramente los resultados después del entrenamiento. Esta aleatoriedad se evita creándola a partir de una semilla para que, siempre que se ejecute, comience por la misma semilla. Se crea la red neuronal con el número de neuronas que va a tener y, que en este caso, son 6. Para finalizar con la red neuronal, se entrena la red pasándole los datos almacenados anteriormente en las variables 'x' y 't', y, se guarda la red creada.

En la Ilustración 18 se muestra el esquema que presenta la red creada y en la Ilustración 19 aparece el resultado que MATLAB ofrece al crear la red neuronal citada.

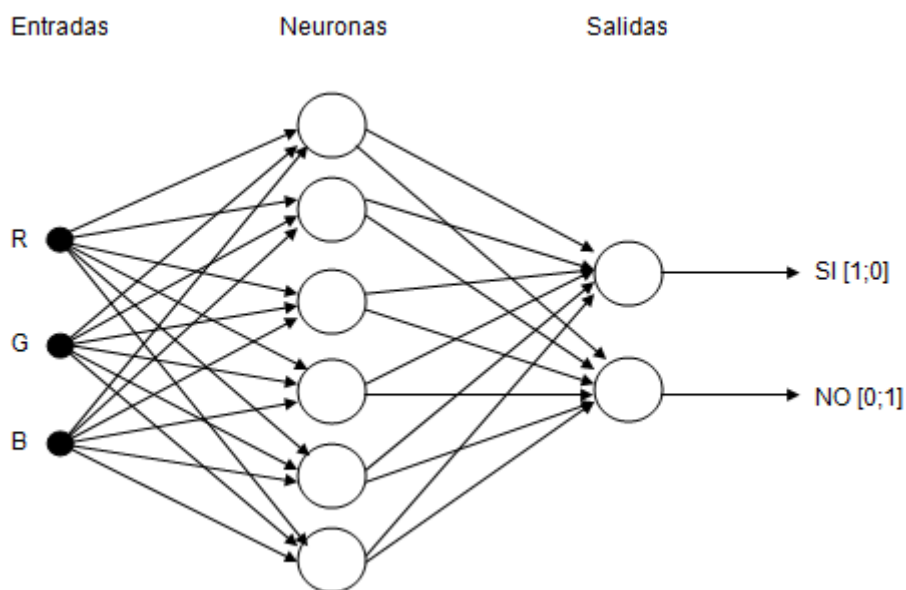


Ilustración 18. Red Neuronal.

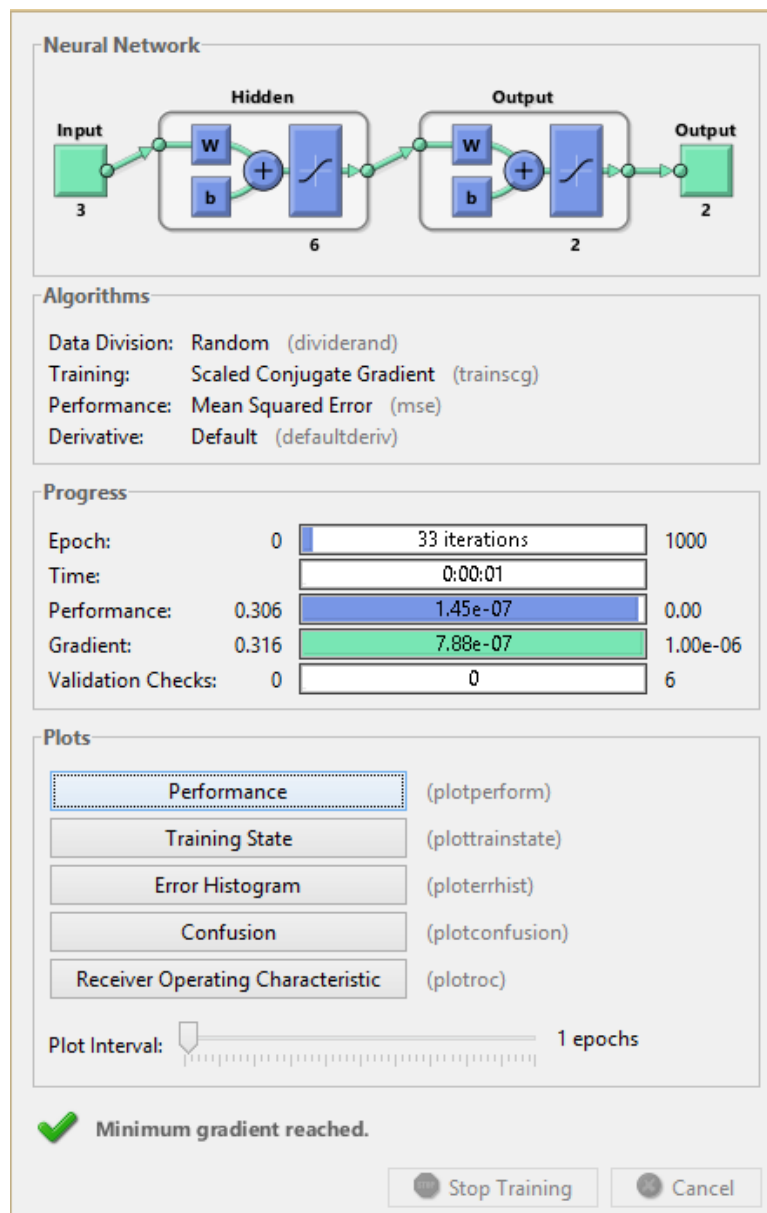


Ilustración 19. Red Neuronal. Resultado de MATLAB.

En cuanto se tiene creada y entrenada la red neuronal, se utiliza para eliminar los círculos erróneos de la imagen pertenecientes a glóbulos blancos, como ya se ha indicado.

#### 4.1.5. SUPRESIÓN DE CÍRCULOS ERRÓNEOS

Por consiguiente, se lee la imagen de nuevo para evitar las alteraciones realizadas sobre la imagen en las partes anteriores y, se carga el archivo con la red neuronal ya creada.

Consecutivamente, se recorren todos los círculos encontrados anteriormente para comprobar con la red neuronal si son glóbulos rojos o, por el contrario, glóbulos blancos para eliminarlos. Por ello, se almacena el color



del círculo como un vector columna de tres componentes. Se le pasan estos valores de color a la red y, se halla la probabilidad de que pertenezca a una u otra clase, es decir, la probabilidad de que sea glóbulo rojo o no. Después, agrupo por clases según la probabilidad, esto es, asigno el círculo a la clase para la que tenga más de un 0,5 de probabilidad de pertenecer. Entonces, con un condicional se filtran, por un lado, los círculos que pertenecen a la clase de glóbulo rojo y, por otro, los que no.

Para finalizar esta parte, se muestra de nuevo la imagen original, señalando los círculos correctos y, una imagen comparativa diferenciando círculos correctos y círculos erróneos en diferente color.

En la Ilustración 20 se observa un diagrama de flujo donde se muestra la evolución de lo explicado pero de una manera esquemática para su mayor comprensión.

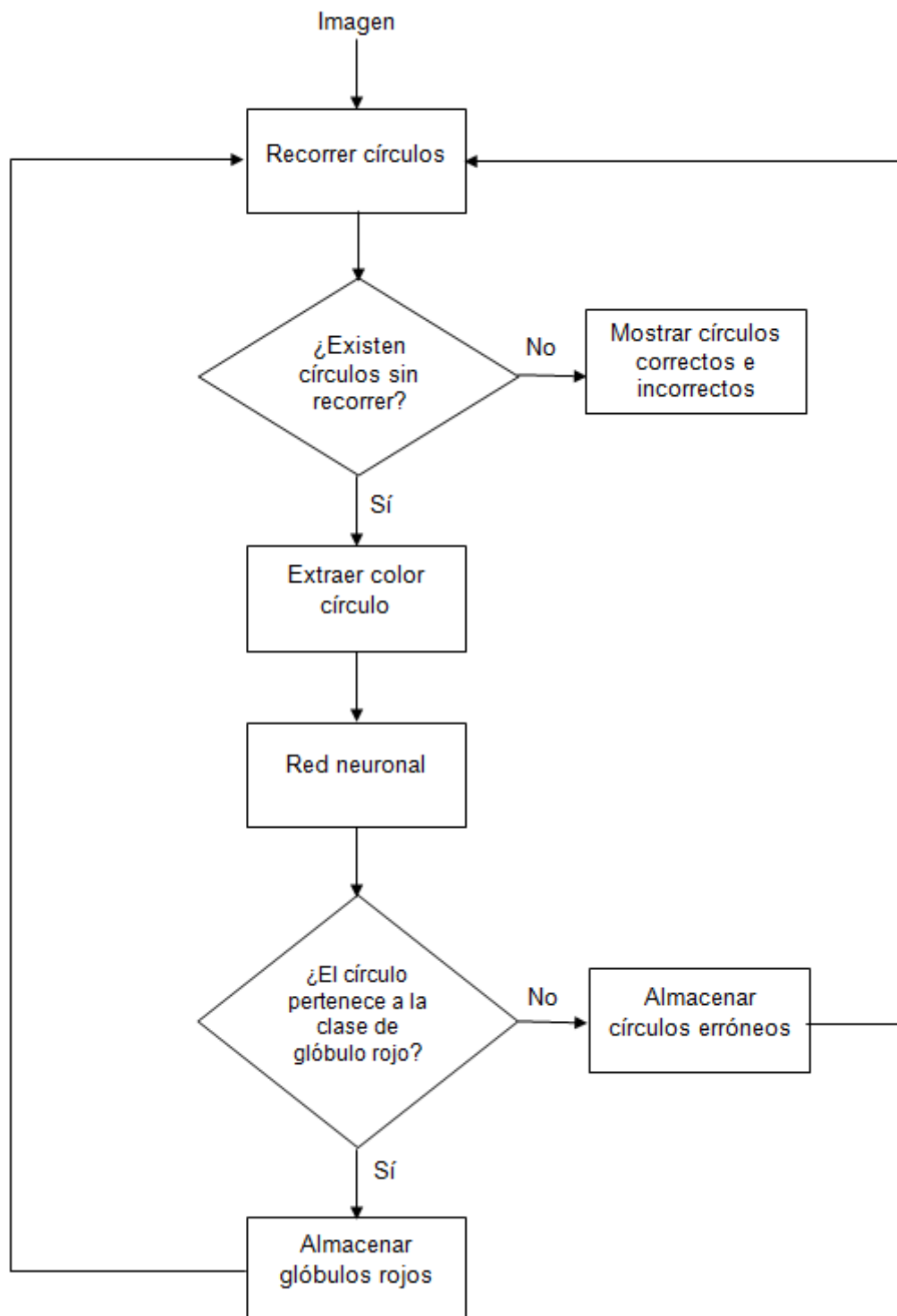


Ilustración 20. Supresión de círculos erróneos.

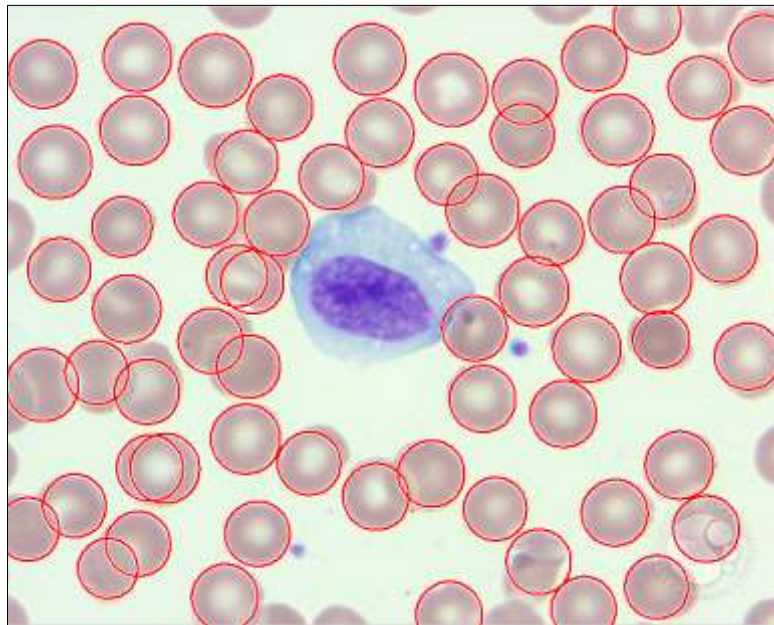
En la Ilustración 21 se observa el resultado final de la primera parte del programa, en el que se han eliminado los círculos erróneos y, sólo se encuentran marcados glóbulos rojos.

En la Ilustración 22 se contempla la comparativa de la detección de glóbulos rojos antes y después de aplicar la eliminación de círculos erróneos. Se

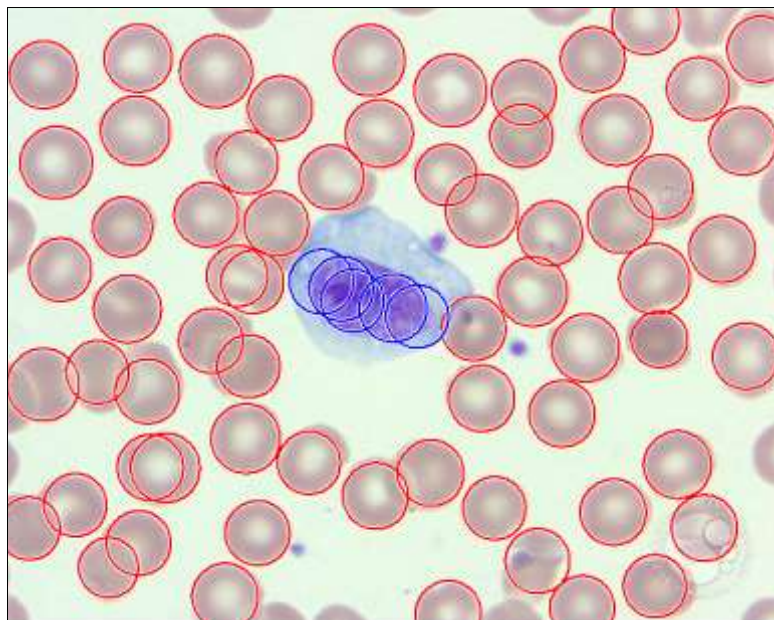




aprecian, en rojo, los círculos clasificados como correctos y, en azul, los clasificados como erróneos y, por tanto, eliminados. Al examinar las Ilustraciones 21 y 22, se puede concluir, que la detección de glóbulos rojos de la imagen analizada al aplicar el programa de eliminación de círculos erróneos funciona correctamente.



**Ilustración 21. Detección de glóbulos rojos corregida.**



**Ilustración 22. Comparativa de la corrección en la detección de glóbulos rojos.**



## 4.2. ANÁLISIS DE GLÓBULOS ROJOS

Por último, en la parte final del trabajo, se analiza la muestra de sangre de la imagen. Para comenzar, se almacena el dato del valor real del radio de un glóbulo rojo, en micrómetros. También, es necesario almacenar el valor real del número de glóbulos rojos encontrados.

Posteriormente, se calcula el radio medio que tienen los glóbulos rojos en la imagen que se está analizando, en píxeles. Para ello, se recorren todos los glóbulos rojos y, se suma el radio de todos ellos. El radio medio en píxeles, se halla, dividiendo la suma total entre el número de glóbulos rojos que se tienen.

Ahora, se calcula el tamaño que tendría un píxel de la imagen en tamaño real en micrómetros, dividiendo el radio real que tiene un glóbulo rojo entre el radio medio en píxeles. Este dato es de importancia para saber la escala a la que se encuentra la imagen, por lo que se va a mostrar por pantalla con un mensaje que lo indique.

Seguidamente, se calcula el porcentaje de la imagen ocupado por glóbulos rojos, el dato más relevante para el estudio de la muestra. Se comienza con la creación de una matriz de ceros de tamaño las dimensiones de la imagen y, se realiza el mismo bucle que en la primera parte del desarrollo, en el cual, se recorren todos los píxeles de los círculos de la imagen. Cuando se tenga un píxel que pertenezca a un círculo se marca con 1. Una vez que se tienen almacenados los píxeles que pertenecen a glóbulos rojos, se cuenta y almacena el número de píxeles.

Entonces, el porcentaje de la imagen que está ocupado por glóbulos rojos, se calcula, dividiendo el número de píxeles que pertenecen a glóbulos rojos entre el número de píxeles totales de la imagen y, se multiplica por 100 para expresarlo en porcentaje. Como se ha comentado anteriormente, es el dato más vital para el análisis posterior, por lo que se muestra por pantalla.

Para comprender de manera visual esta parte del algoritmo, se tiene el diagrama de flujo de la Ilustración 23.

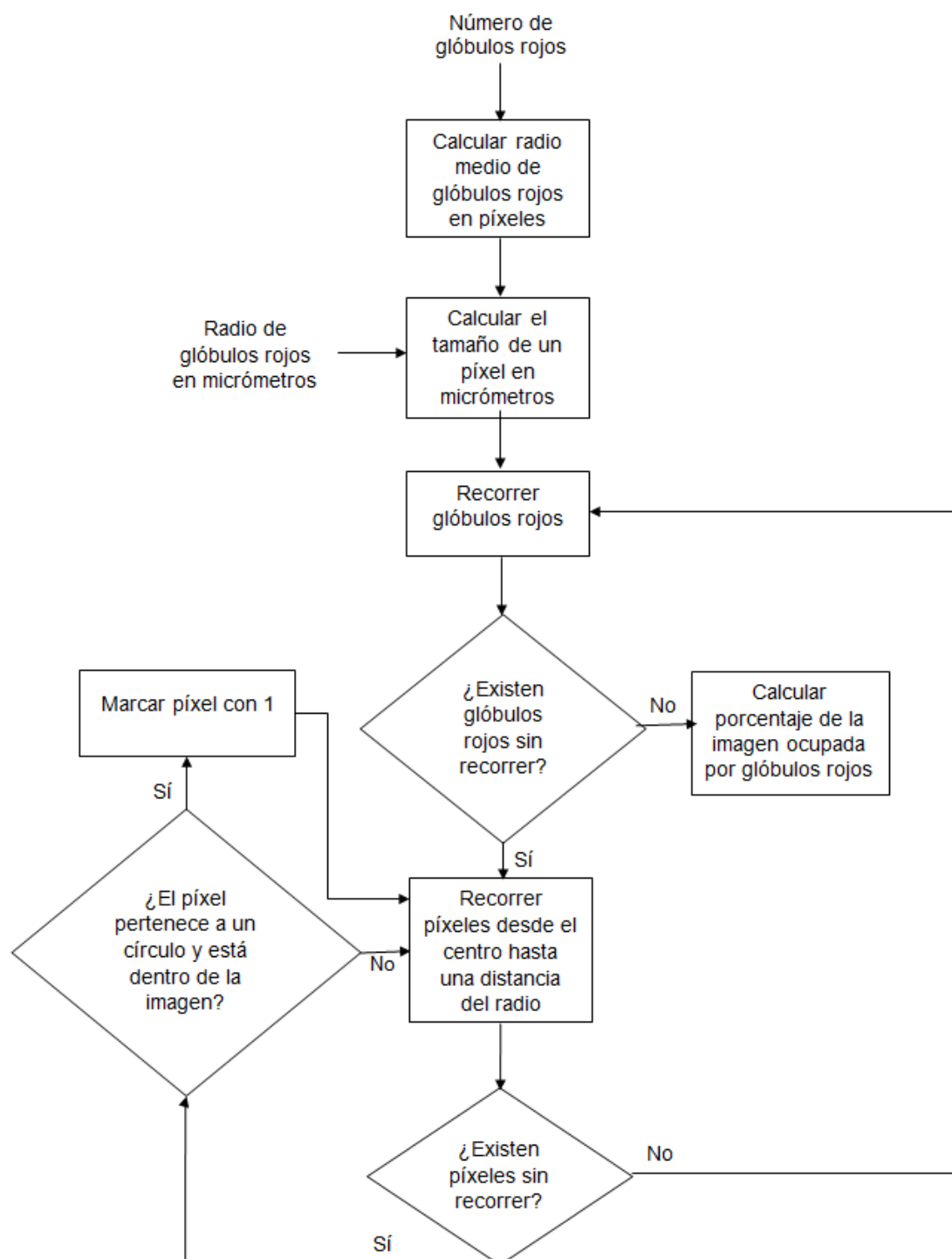


Ilustración 23. Porcentaje de glóbulos rojos.

Finalmente, se realiza el estudio de la muestra, para lo que se tiene en cuenta el porcentaje ocupado por los glóbulos rojos en la imagen y, si ese porcentaje, (llamado hematocrito como se ha comentado en el punto de hematología), cumple con el valor de referencia establecido para la edad y el sexo de la muestra (teniendo en cuenta la posibilidad de embarazo) o, por el contrario, sale del rango establecido y hay riesgo de enfermedad.



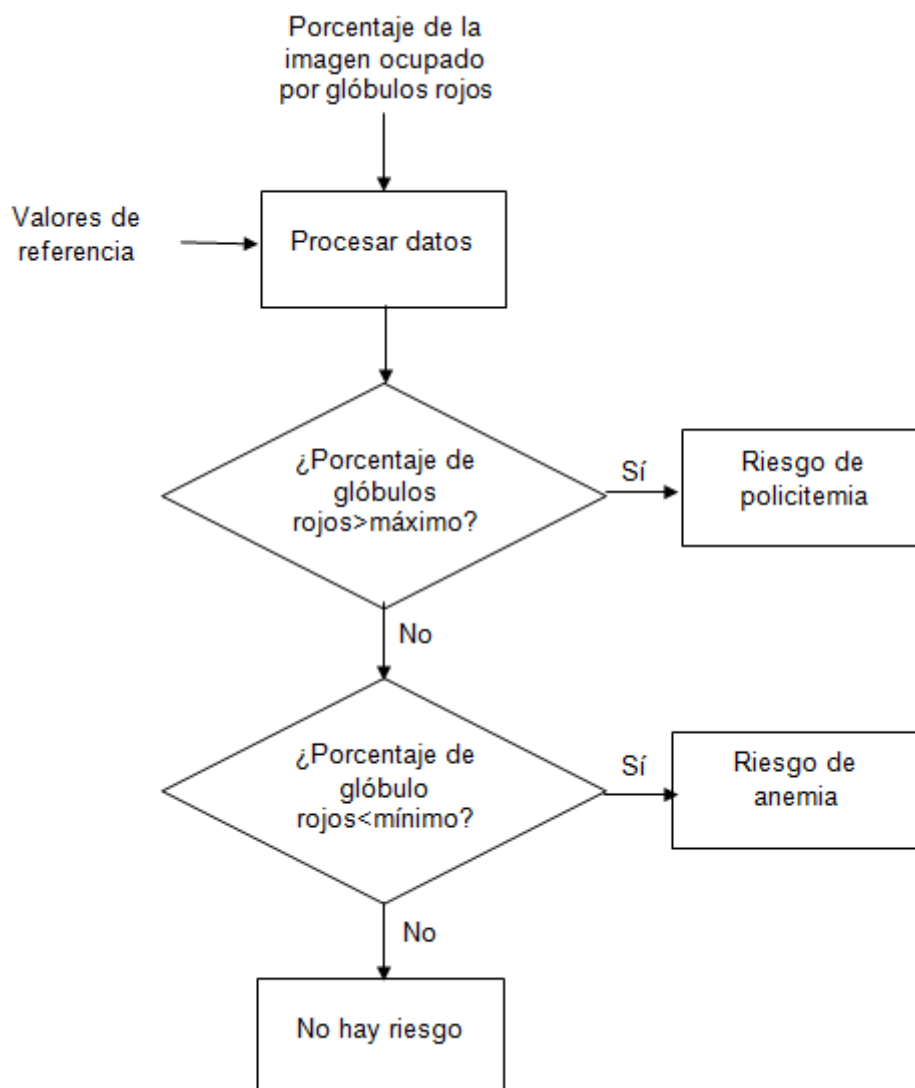
En primer lugar, se crean unas variables con los rangos (valores mínimos y máximos) considerados como referencia para una persona sana. Se establecen los rangos en función de la edad y, una vez que se llega a la edad adulta se diferencia por sexo (hombre y mujer) y, se debe tener en cuenta el caso de embarazo para el sexo femenino.

En segundo lugar, para realizar el análisis, se le pide al usuario que introduzca la edad. Se diferencia la unidad en la que se introduce la edad ya que se puede introducir en días, meses o años. Es importante realizar esta distinción debido a que en los primeros meses de vida es cuando más variación representa el valor del hematocrito. Una vez que el usuario indique la unidad de la edad y, la edad en esa unidad, se comprueba mediante varios condicionales en qué rango estaría el valor del hematocrito para dicha edad. Dicho de otro modo, se comprueba si el porcentaje de glóbulos rojos está dentro del rango de referencia o, por el contrario, presenta un valor inferior o superior:

- Si el valor del hematocrito se encuentra dentro del rango de referencia, se avisa por pantalla al usuario que la muestra tiene una cantidad apropiada de glóbulos rojos y, por tanto, que no existe riesgo.
- Si el valor del hematocrito se encuentra por debajo del rango establecido, se avisa por pantalla que la muestra tiene déficit de glóbulos rojos y, por tanto, que existe riesgo de anemia.
- Si el valor del hematocrito se encuentra por encima del valor del rango establecido, se avisa por pantalla que la muestra tiene exceso de glóbulos rojos y, por tanto, que existe riesgo de policitemia.

Cabe destacar, que en caso de que la muestra tenga más de doce años, se considera adulta y, se debe distinguir entre sexo (hombre y mujer) ya que, como se explica en el apartado de hematología, los adultos de diferente sexo no presentan la misma cantidad de hematocrito. Para ello, se le pide al usuario que introduzca si la muestra es hombre o mujer. Del mismo modo, si la muestra es de sexo femenino, se tiene que indicar si presenta o no embarazo, debido a que este parámetro también influye en la cantidad de referencia de glóbulos rojos.

En la Ilustración 24 se observa de nuevo un diagrama de flujo para comprender mejor el algoritmo. En este diagrama, el estado 'Procesar datos' hace referencia a seleccionar los máximos y mínimos apropiados según los parámetros de edad, sexo y embarazo introducidos por el usuario como ya se ha indicado.



**Ilustración 24. Análisis de la muestra sanguínea.**

En la Ilustración 25 y 26 se realizan dos ejemplos del estudio de la muestra sanguínea 1, mostrada en la Ilustración 8. En el primer ejemplo (Ilustración 25) se ha supuesto que la muestra es una mujer de 28 años embarazada, obteniéndose un resultado por exceso de glóbulos rojos y, por tanto, riesgo de policitemia. En el segundo ejemplo (Ilustración 26) se ha considerado que la muestra es un recién nacido y, para la misma muestra, se tiene un resultado con déficit de glóbulos rojos y riesgo de anemia. En estos dos ejemplos se muestra la importancia de indicar los parámetros establecidos de la muestra para su análisis.



```
Imagen a escala 0.10 micrómetros/píxel
Los glóbulos rojos ocupan un 42.74 por ciento de la imagen
¿En qué unidad va a introducir la edad?:
- 1: Días
- 2: Meses
- 3: Años
3
Introduzca la edad de la persona de la muestra en años: 28
Introduzca el sexo de la persona de la muestra indicando:
- 1: Hombre
- 2: Mujer
2
Introduzca si la persona de la muestra está embarazada:
- 1: NO
- 2: SI
2
La muestra tiene un exceso de glóbulos rojos: Riesgo de policitemia
```

Ilustración 25. Análisis 1 de la muestra sanguínea 1.

```
¿En qué unidad va a introducir la edad?:
- 1: Días
- 2: Meses
- 3: Años
1
Introduzca la edad de la persona de la muestra en días: 1
La muestra tiene déficit de glóbulos rojos: Riesgo de anemia
```

Ilustración 26. Análisis 2 de la muestra sanguínea 1.

Una vez realizado el estudio, el profesional sabe si la muestra es correcta y no existe riesgo o, por el contrario, existe riesgo de alguna enfermedad. En caso de que la muestra indique un resultado con riesgo de alguna enfermedad, se procederán a estudios sanguíneos posteriores más específicos para asegurar la existencia de la enfermedad y el riesgo de esta. De esta forma, el especialista descartará las muestras que se encuentren en un valor normal de hematocrito de una manera rápida y sencilla.

### 4.3. COMPROBACIÓN DE RESULTADOS

En último lugar, se comprueba que el programa funciona correctamente para diferentes imágenes. Se analizan 5 imágenes de muestras sanguíneas diferentes a las usadas para entrenar la red y, así, demostrar que la red neuronal no se ha especializado en las características de las imágenes de entrenamiento y funciona correctamente para imágenes diferentes.



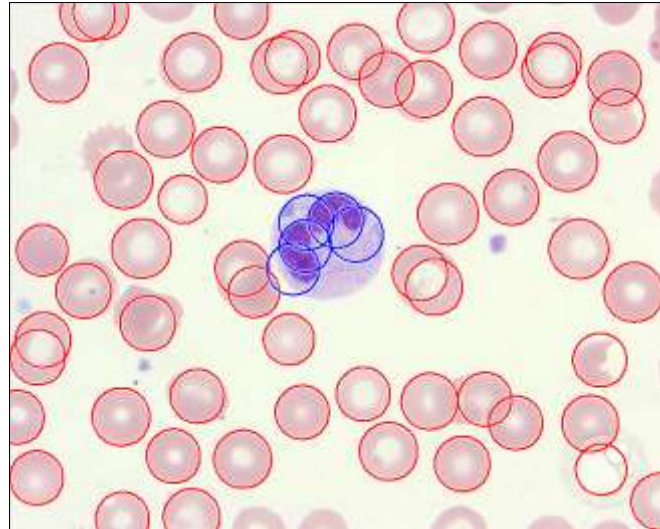


Ilustración 27. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 6.

Imagen a escala 0.10 micrómetros/píxel

Los glóbulos rojos ocupan un 34.25 por ciento de la imagen

¿En qué unidad va a introducir la edad?:

- 1: Días
- 2: Meses
- 3: Años

2

Introduzca la edad de la persona de la muestra en meses: 7

La muestra tiene una cantidad apropiada de glóbulos rojos: No hay riesgo

Ilustración 28. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 6.

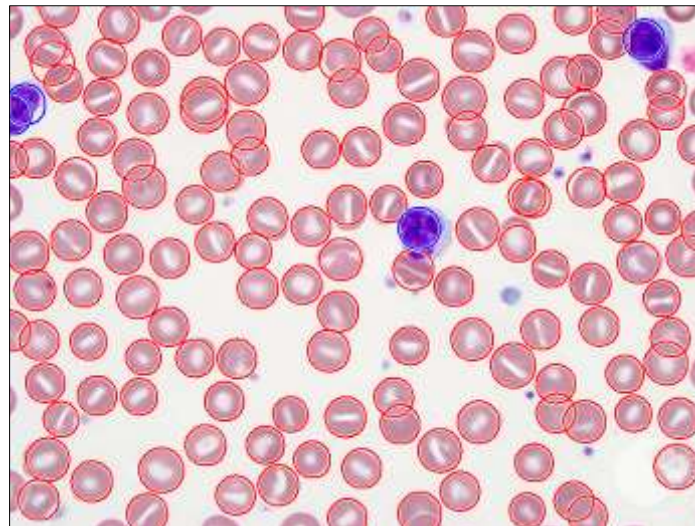


Ilustración 29. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 7.



Imagen a escala 0.14 micrómetros/píxel  
Los glóbulos rojos ocupan un 42.81 por ciento de la imagen  
¿En qué unidad va a introducir la edad?:  
- 1: Días  
- 2: Meses  
- 3: Años  
3  
Introduzca la edad de la persona de la muestra en años: 50  
Introduzca el sexo de la persona de la muestra indicando:  
- 1: Hombre  
- 2: Mujer  
1  
La muestra tiene una cantidad apropiada de glóbulos rojos: No hay riesgo

Ilustración 30. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 7.

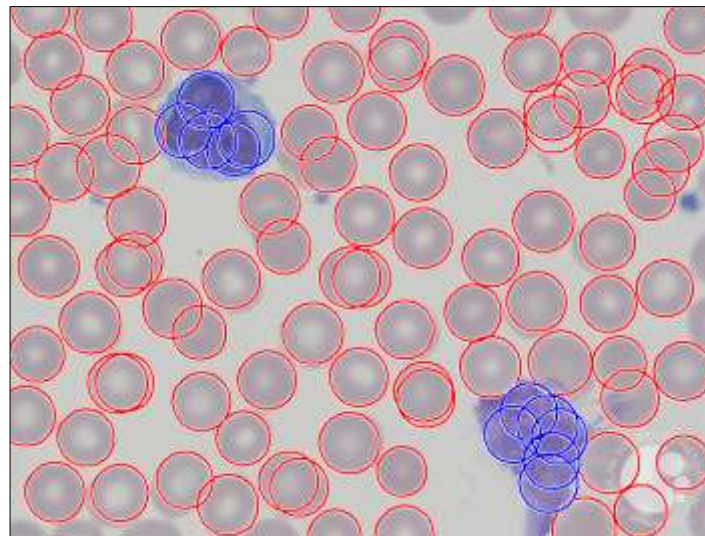


Ilustración 31. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 8.

Imagen a escala 0.10 micrómetros/píxel  
Los glóbulos rojos ocupan un 50.08 por ciento de la imagen  
¿En qué unidad va a introducir la edad?:  
- 1: Días  
- 2: Meses  
- 3: Años  
1  
Introduzca la edad de la persona de la muestra en días: 13  
La muestra tiene una cantidad apropiada de glóbulos rojos: No hay riesgo

Ilustración 32. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 8.



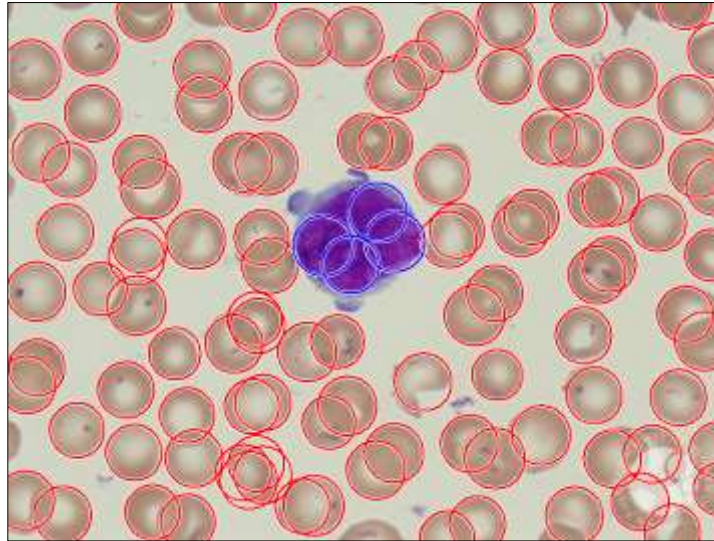


Ilustración 33. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 9.

Imagen a escala 0.10 micrómetros/píxel

Los glóbulos rojos ocupan un 52.27 por ciento de la imagen

¿En qué unidad va a introducir la edad?:

- 1: Días
- 2: Meses
- 3: Años

3

Introduzca la edad de la persona de la muestra en años: 32

Introduzca el sexo de la persona de la muestra indicando:

- 1: Hombre
- 2: Mujer

2

Introduzca si la persona de la muestra está embarazada:

- 1: NO
- 2: SI

1

La muestra tiene un exceso de glóbulos rojos: Riesgo de policitemia

Ilustración 34. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 9.

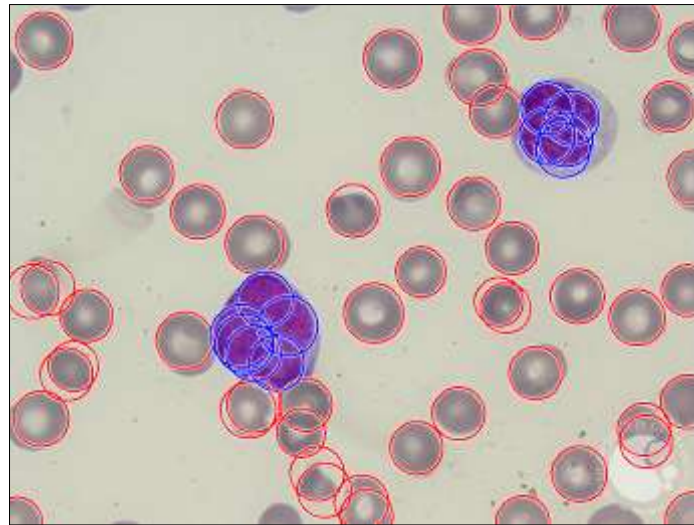


Ilustración 35. Detección de glóbulos rojos para muestra sanguínea 10.

```
Imagen a escala 0.11 micrómetros/píxel
Los glóbulos rojos ocupan un 24.13 por ciento de la imagen
¿En qué unidad va a introducir la edad?:
- 1: Días
- 2: Meses
- 3: Años
3
Introduzca la edad de la persona de la muestra en años: 46
Introduzca el sexo de la persona de la muestra indicando:
- 1: Hombre
- 2: Mujer
1
La muestra tiene déficit de glóbulos rojos: Riesgo de anemia
```

Ilustración 36. Análisis de glóbulos rojos para muestra sanguínea 10.

De la Ilustración 27 a la 36 se tienen los resultados ofrecidos para las dos partes del programa desarrollado, aplicado a 5 imágenes muy diferentes entre sí. Se obtiene muy buen resultado para todos los casos, confirmando el buen funcionamiento del trabajo desarrollado, además de su utilidad.



## 5. CONCLUSIONES

Tras la realización de este trabajo, la primera conclusión que se obtiene es la importancia que tiene el procesamiento digital de imágenes en una rama tan importante como es la medicina. Con la globalización de la tecnología, todas las imágenes médicas son digitalizadas y, como se ha explicado, un correcto procesamiento de la imagen ayuda a la detección de muchas anomalías.

También, se destaca el software de MATLAB como una herramienta muy útil en el procesamiento digital de imágenes, así como potente. Con esta herramienta se consiguen resultados muy buenos además de visuales y, de forma intuitiva y cómoda. Igualmente, MATLAB presenta muchas funciones y herramientas que hacen más cómodo el procesamiento de la imagen.

Otra herramienta útil y potente, según se demuestra, es la inteligencia artificial, concretamente, las redes neuronales. Una red neuronal entrenada de una manera correcta puede conseguir grandes resultados. Fundamentalmente, se observa la capacidad de una red neuronal para organizar parámetros por clases con un error mínimo, siempre que los parámetros de entrenamiento sean lo suficiente significativos del problema.

Además, se concluye la importancia que tiene la detección de glóbulos rojos y, con ello, el cálculo del hematocrito, para la detección de enfermedades. En este mismo punto, es importante resaltar la influencia de parámetros como la edad, el sexo y la presencia de embarazo, entre otros, en el valor del hematocrito. Asimismo, se tiene que enfermedades que no presentan gravedad aparente pueden ser indicativas de enfermedades más severas. Las enfermedades que se detectan esencialmente con un análisis del valor del hematocrito y que, en ocasiones, significan la existencia de otras enfermedades, son la anemia y la policitemia.

Por todo lo anterior, se consigue un programa que mejora el rendimiento de la transformada de Hough, usada por la función principal del programa, encargada de la detección de los glóbulos rojos. Esta transformada encuentra círculos en imágenes mediante la detección de bordes y, por tanto, se basa en la forma prácticamente circular de los glóbulos rojos para detectarlos. Esta detección de círculos se consigue haciendo un barrido para todos los centros posibles situados en los píxeles de borde detectados y para todos los radios posibles dentro de un rango de radio considerado.

Una de las mejoras en el rendimiento de la transformada de Hough es la estimación del rango del radio considerado para la detección de los glóbulos rojos debido a que se ha conseguido una estimación automática de este rango. De esta forma, se evita el tener que introducir el radio de los glóbulos rojos de



la muestra y la dependencia de este parámetro con la escala de la imagen de entrada.

Igualmente, con respecto a la mejora en el rendimiento de esta transformada, se ha conseguido la eliminación de círculos erróneos detectados. Al aplicar la transformada de forma directa aparecen círculos erróneos en los glóbulos blancos de la imagen. Sin embargo, mediante la creación de una red neuronal entrenada con valores de color correspondientes a glóbulos rojos y glóbulos blancos de diversas imágenes, se consiguen eliminar los círculos erróneos que aparecen en los glóbulos blancos. La red es capaz de detectar si los círculos recibidos son o no glóbulos rojos por su color mediano.

Finalmente y, como conclusión más importante, se obtiene la creación de un programa eficaz y rápido de ejecutar, así como, sencillo de usar para profesionales no expertos en la materia. El programa realizado consigue un buen funcionamiento, además de ser muy útil como se ha demostrado. Este programa puede ayudar a detectar a tiempo síntomas de enfermedades más graves mediante el análisis de muestras de sangre. Además, programas como este son fundamentales para ayudar a los profesionales de diversas materias a realizar su trabajo de una forma más eficiente.



## 6. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Como futuras líneas de investigación, se puede por un lado tratar de mejorar aún más la detección de glóbulos rojos y, por otro, profundizar más sobre el análisis de la muestra.

En cuanto a mejorar la detección de glóbulos rojos, se observa en los resultados obtenidos, que en algunas imágenes aparecen círculos superpuestos. Estos círculos superpuestos, en muchas ocasiones, se deben a apilamientos de glóbulos rojos. Se podría tratar de mejorar esta detección errónea para mejorar la exactitud del programa. Sin embargo, se debe tener cuidado con este aspecto, ya que se pueden eliminar círculos superpuestos y que realmente haya glóbulos rojos superpuestos y, así, se estaría eliminando un círculo válido en lugar de uno erróneo. En este último caso, siempre se prefieren los falsos positivos a los falsos negativos.

Por otro lado, con respecto a profundizar más sobre el análisis de la muestra, se podrían observar por qué algunos glóbulos rojos no son detectados. Esto puede ser porque presenten alguna anomalía respecto al radio o a la tonalidad. Esta anomalía puede ser otro indicativo de alguna enfermedad.

Finalmente, a partir de la primera parte del programa realizado, también se podrían hacer otros estudios como aislar glóbulos blancos para analizarlos o detectar otras irregularidades presentes en las muestras.





## 7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bovik, A. (2009). *The Essential Guide to Image Processing*. Estados Unidos: Elsevier.
- Gonzalez, R.C. y Woods, R.E. (2008). *Digital Image Processing*. (3ª ed.) New Jersey, Estados Unidos: Pearson Prentice Hall.
- Gonzalez, R.C., Woods, R.E. y Eddins, S.L. (2009). *Digital Image Processing Using MATLAB*. (2ª ed.) Estados Unidos: Gatesmark Publishing.
- Gopi, E.S. (2013). *Digital Signal Processing for Medical Imaging Using Matlab*. New York, Estados Unidos: Springer.
- Guyton y Hall. (2011). *Tratado de fisiología médica*. (12ª ed). Mississippi, Estados Unidos: Elsevier.
- Hatton, C.S.R., Hughes Jones, N.C, Hay, D. y Keeling, D. (2014). *Hematología, diagnóstico y tratamiento*. (1ª ed). México: El Manual Moderno.
- Hussain, Z. (1991). *Digital Image Processing: Practical applications of parallel processing techniques*. Gran Bretaña: Ellis Horwood Limited.
- Ilizástigui, F. y Rodríguez, L. (2010). El método clínico. *MediSur*, 8 (5), 2-11.
- Jaime, J.C. y Gómez, D. (2012). *Hematología. La sangre y sus enfermedades*. (3ª ed). México: McGraw-Hill.
- Lewis, S.M., Bain, B.J. y Bates, I. (2008). *Dacie y Lewis. Hematología Práctica*. (10ª ed). Madrid, España: Elsevier
- Nilsson, N.J. (2001). *Inteligencia artificial. Una nueva síntesis*. Mexico: McGraw-Hill.
- Nixon, M.S. y Aguado, A.S. (2012). *Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision*. (3ª ed.) Oxford, Inglaterra: Elsevier.
- Palma, J.T. y Marín, R. (2008). *Inteligencia Artificial: Técnicas, métodos y aplicaciones*. India: McGraw-Hill.
- Pratt, W.K. (2007). *Digital Image Processing*. (4ª ed.) New Jersey, Estados Unidos: Wiley.
- Solomon, C. y Breckon, T. (2011). *Fundamentals of Digital Image Processing. A Practical Approach with Examples in Matlab*. Noida, India: Wiley-Blackwell.



Tamayo, M. (2004). *El proceso de la investigación científica*. (4<sup>o</sup> ed.). México: Limusa.

Tortora, G. J. y Derrickson, B. (2010). *Principios de Anatomía y Fisiología*. (11<sup>a</sup> ed). Hong Kong, China: Panamericana.

Tresguerres, J.A.F., Villanúa, M.A. y López-Calderón, A. (2009). *Anatomía y fisiología del cuerpo humano*. (1<sup>a</sup> ed). Madrid, España: McGraw-Hill.



